



**TUGAS AKHIR - KI141502**

**IMPLEMENTASI SIMULASI MONTE CARLO  
DAN KLASIFIKASI MENGGUNAKAN DECISION  
TREE PADA PREDIKSI PEMBELANJAAN  
KARTU KREDIT**

**IRHAM DZULKIFLI ARIEF  
NRP 5110100073**

**Dosen Pembimbing I  
Ahmad Saikhu, S.Si., MT.**

**Dosen Pembimbing II  
Bilqis Amaliah, S.Kom., M.Kom.**

**JURUSAN TEKNIK INFORMATIKA  
Fakultas Teknologi Informasi  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember  
Surabaya 2015**



**UNDERGRADUATE THESES - KI141502**  
**IMPLEMENTATION OF MONTE CARLO**  
**SIMULATION AND DECISION TREE**  
**CLASSIFICATION FOR PREDICTING**  
**EXPENDITURE OF CREDIT CARD**

**IRHAM DZULKIFLI ARIEF**  
**NRP 5110100073**

**First Advisor**  
**Ahmad Saikhu, S.Si., MT.**

**Second Advisor**  
**Bilqis Amaliah, S.Kom., M.Kom.**

**JURUSAN TEKNIK INFORMATIKA**  
**Fakultas Teknologi Informasi**  
**Institut Teknologi Sepuluh Nopember**  
**Surabaya 2015**

## LEMBAR PENGESAHAN

### IMPLEMENTASI SIMULASI MONTE CARLO DAN KLASIFIKASI MENGGUNAKAN DECISION TREE PADA PREDIKSI PEMBELANJAAN KARTU KREDIT

#### TUGAS AKHIR

Diajukan Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat  
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer  
pada  
Bidang Studi Komputasi Cerdas Visual  
Program Studi S-1 Jurusan Teknik Informatika  
Fakultas Teknologi Informasi  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh

**IRHAM DZULKIFLI ARIEF**  
**NRP : 5110 100 073**

Disetujui oleh Dosen Pembimbing Tugas Akhir:

1. Ahmad Saikhu, S.Si., M.T.  
NIP: 197107182006041001

(Pembimbing 1)

2. Bilqis Amaliah, S.Kom., M.Kom.  
NIP: 197509142001122002

(Pembimbing 2)

**SURABAYA**  
**DESEMBER, 2014**

# IMPLEMENTATION OF MONTE CARLO SIMULATION AND DECISION TREE CLASSIFICATION FOR PREDICTING EXPENDITURE OF CREDIT CARD

Name : Irham Dzulkifli Arief  
NRP : 5110100073  
Department : Informatics Engineering, FTIf, ITS  
First Advisor : Ahmad Saikhu, S.Si., MT.  
Second Advisor : Bilqis Amaliah S.Kom., M.Kom.

## ***Abstract***

*Credit Card has being payment tools which is used by some people nowadays. Using credit card give easiness to consumer in small or big transaction. But, bank give a limitation in using of credit card based on total of Income and position of working place. Besides that, there is so many attribute which can be used for giving limitation of credit card. But bank don't have a complete data. The main goal of this problem is to simulate a data generation from credit card which is has so many attribute. That can be use to classify prediction of credit card expenditure. But its more specific in some kind of expenditure. The problem of data generation dan classifying will solve using Monte Carlo Method and Decision Tree Classification.*

*The result of trials show that number of the highest classification is 59.6% for class of Proent (proportion of Entertainment expenditure) in simulation of 500 times iteration. The lowest is 46.6% for class of Procloth (proportion of Clothing Expenditure) in simulation of 50 times iteration.*

***Keyword: Credit card expenditure, simulation of generating data, Monte Carlo, Decision Tree.***

# **IMPLEMENTASI SIMULASI MONTE CARLO DAN KLASIFIKASI MENGGUNAKAN DECISION TREE PADA PREDIKSI PEMBELANJAAN KARTU KREDIT**

Nama : Irham Dzulkifli Arief  
NRP : 5110100073  
Jurusan : Teknik Informatika – FTIf ITS  
Dosen Pembimbing I : Ahmad Saikhu, S.Si., MT.  
Dosen Pembimbing II : Bilqis Amaliah S.Kom., M.Kom.

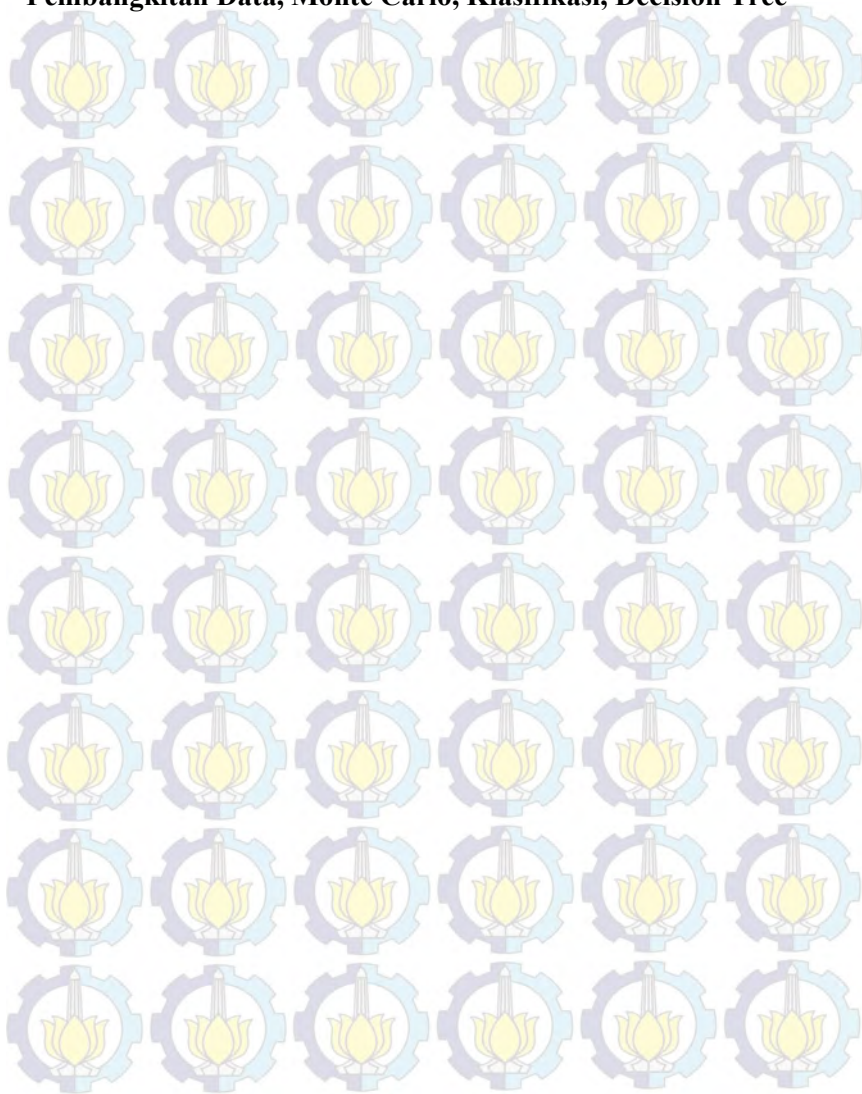
## **Abstrak**

Kartu kredit telah menjadi alat bantu pembayaran yang digunakan oleh sebagian masyarakat pada saat ini. Dalam penggunaannya, kartu kredit memberikan kemudahan untuk para konsumen dalam hal transaksi dalam jumlah yang besar maupun kecil. Namun pihak bank memberikan batasan terhadap jumlah uang yang bisa digunakan dalam transaksi menggunakan kartu kredit yang hanya berdasarkan jumlah gaji dan jabatan nasabah kartu kredit. Padahal masih banyak atribut lain yang harusnya bisa digunakan untuk menentukan limitasi kartu kredit, namun bank tidak memiliki data yang sangat lengkap. Tujuan utama dari permasalahan ini adalah melakukan simulasi pembangkitan data dari data kartu kredit yang memiliki banyak atribut. Sehingga dapat dilakukan klasifikasi untuk memprediksi pembelanjaan kartu kredit seseorang. Data pembelanjaan juga bukan hanya jumlah seluruh pembelanjaan, namun lebih spesifik pembelanjaan dalam bidang tertentu. Permasalahan pembangkitan data dan klasifikasi akan diselesaikan dengan metode simulasi Monte Carlo dan klasifikasi Decision Tree.

Hasil uji coba menunjukkan hasil klasifikasi tertinggi yakni 59.6% untuk kelas pembelanjaan Proent (proporsi pembelanjaan pada bidang hiburan) pada simulasi perulangan 500 kali, hasil klasifikasi terendah yakni 46.6% untuk kelas pembelanjaan Procloth pada simulasi perulangan 50 kali.



**Kata Kunci: Pembelanjaan Kartu Kredit, Simulasi  
Pembangkitan Data, Monte Carlo, Klasifikasi, Decision Tree**



## KATA PENGANTAR

Alhamdulillahirabbil'alamin, segala puji bagi Allah SWT, yang telah melimpahkan rahmat dan hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir yang berjudul:

### **“IMPLEMENTASI SIMULASI MONTE CARLO DAN KLASIFIKASI MENGGUNAKAN DECISION TREE PADA PREDIKSI PEMBELANJAAN KARTU KREDIT”.**

Selesainya Tugas Akhir ini tidak lepas dari bantuan dan dukungan beberapa pihak. Sehingga pada kesempatan ini penulis mengucapkan terima kasih kepada:

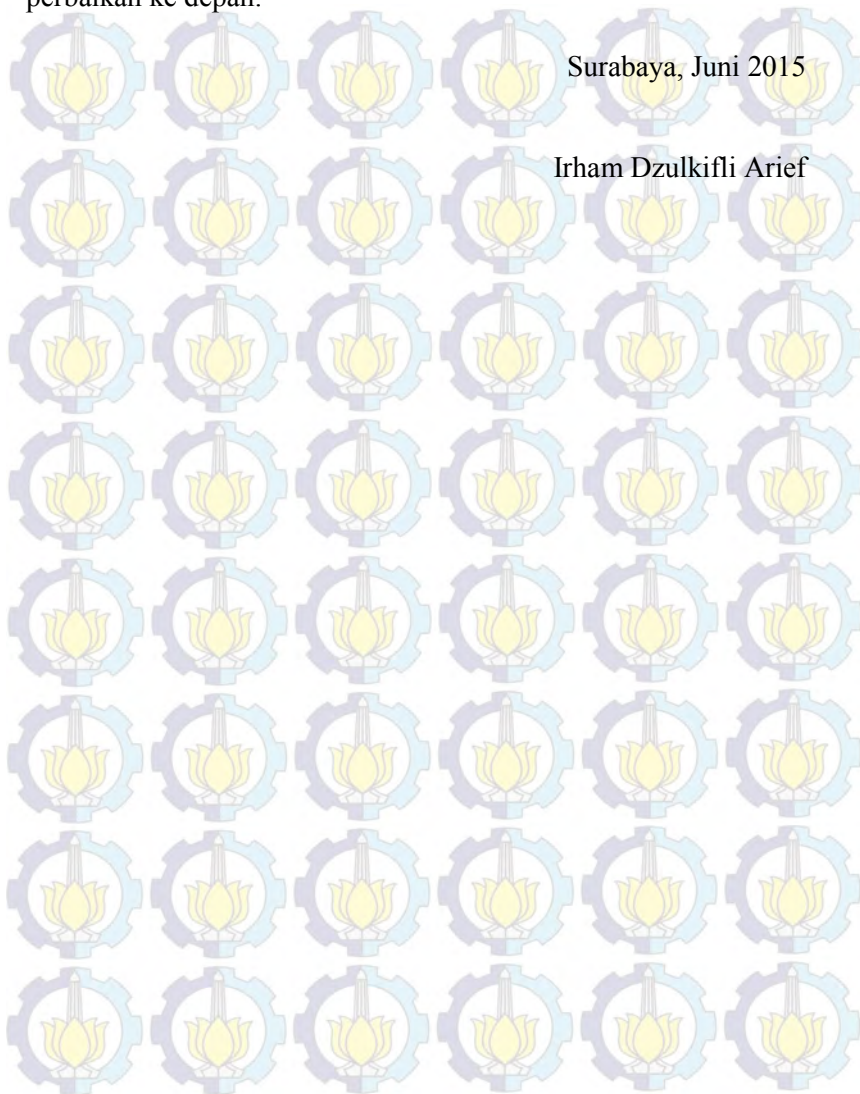
1. Bapak dan Ibu yang telah memberikan dukungan moral dan material serta do'a yang tak terhingga untuk penulis. Serta selalu memberikan semangat dan motivasi pada penulis dalam mengerjakan Tugas Akhir ini..
2. Bapak Ahmad Saikhu, S.Si., MT, selaku pembimbing I yang telah memberikan motivasi, nasehat, bimbingan dan bantuan yang banyak kepada penulis dalam mengerjakan Tugas Akhir ini.
3. Ibu Bilqis Amaliah, S.Kom., M.Kom., selaku pembimbing II yang telah memberikan masukan kepada penulis dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini dengan sabar.
4. Segenap dosen dan karyawan jurusan Teknik Informatika ITS atas ilmu dan pengalaman yang telah diberikan selama penulis menjalani masa studi di jurusan Teknik Informatika ITS.
5. Teman-teman TC 2010 yang tak pernah berhenti membuat orang lain tersenyum.

Penulis menyadari bahwa Tugas Akhir ini masih memiliki banyak kekurangan. Sehingga dengan kerendahan hati,

penulis mengharapkan kritik dan saran dari pembaca untuk  
perbaikan ke depan.

Surabaya, Juni 2015

Irham Dzulkifli Arief





## DAFTAR ISI

Abstrak .....	vii
<i>Abstract</i> .....	ix
KATA PENGANTAR .....	xi
DAFTAR ISI .....	xiii
DAFTAR GAMBAR .....	xvii
DAFTAR TABEL .....	xix
DAFTAR KODE SUMBER .....	xxiii
1. BAB I .....	1
PENDAHULUAN .....	1
1.1 Latar Belakang .....	1
1.2 Rumusan Permasalahan .....	2
1.3 Batasan Masalah .....	2
1.4 Tujuan .....	2
1.5 Manfaat .....	3
1.6 Metodologi .....	3
1.7 Sistematika Penulisan .....	5
2. BAB II DASAR TEORI .....	7
2.1 Kartu Kredit .....	7
2.1.1 Pengguna Kartu Kredit .....	8
2.1.2 Pembelanjaan Kartu Kredit .....	9
2.2 Decision Tree .....	9
2.2.1 Gini Index .....	12
2.3 Simulasi Monte Carlo .....	14
3. BAB III PERANCANGAN PERANGKAT LUNAK .....	19

3.1 Deskripsi Umum .....	19
3.2 Perancangan Data.....	19
3.2.1 Data Masukan.....	20
3.2.2 Data Luaran .....	23
3.3 Pengujian Goodness of Fit .....	23
3.3.1 Pengujian Goodness of Fit Atribut Age.....	23
3.3.2 Pengujian Goodness of Fit Atribut Gender .....	24
3.3.3 Pengujian Goodness of Fit Atribut Marital .....	25
3.3.4 Pengujian Goodness of Fit Atribut Dependent.....	26
3.3.5 Pengujian Goodness of Fit Atribut Income .....	27
3.3.6 Pengujian Goodness of Fit Atribut YrJob .....	28
3.3.7 Pengujian Goodness of Fit Atribut YrTown.....	29
3.3.8 Pengujian Goodness of Fit Atribut YrEd.....	30
3.3.9 Pengujian Goodness of Fit Atribut DrivLic.....	31
3.3.10 Pengujian Goodness of Fit Atribut OwnHome....	31
3.3.11 Pengujian Goodness of Fit Atribut CredC.....	32
3.3.12 Pengujian Goodness of Fit Atribut Churn .....	33
3.3.13 Pengujian Goodness of Fit Atribut Progrocc.....	34
3.3.14 Pengujian Goodness of Fit Atribut Prorest.....	35
3.3.15 Pengujian Goodness of Fit Atribut Prohouse .....	36
3.3.16 Pengujian Goodness of Fit Atribut Proutil .....	37
3.3.17 Pengujian Goodness of Fit Atribut Proauto.....	38
3.3.18 Pengujian Goodness of Fit Atribut Procloth.....	39
3.3.19 Pengujian Goodness of Fit Atribut Proent.....	40
3.4 Perancangan Pembangkitan Data.....	41

3.4.1 Variabel yang Digunakan pada <i>Pseudocode</i> Pembangkitan Data.....	41
3.4.2 Perancangan Pembangkitan Data Variabel Diskrit Menggunakan Distribusi Empiris.....	42
3.4.3 Perancangan Pembangkitan Data Variabel Kontinu Menggunakan Distribusi Empiris.....	44
3.5 Perancangan Kategorisasi Data.....	47
4. BAB IV IMPLEMENTASI.....	49
4.1 Lingkungan Implementasi .....	49
4.2 Implementasi Pembangkitan Data .....	49
4.2.1 Implementasi Pembangkitan Data Pengguna Kartu Kredit.....	49
4.2.2 Implementasi Pembangkitan Data Pembelanjaan Kartu Kredit.....	52
4.3 Implementasi Pembagian Kategori Data.....	54
4.4 Implementasi Klasifikasi .....	55
5. BAB V UJI COBA DAN EVALUASI .....	59
5.1 Lingkungan Uji Coba.....	59
5.2 Data Pengujian.....	59
5.3 Skenario Uji Coba.....	59
5.4 Uji Kinerja .....	60
5.4.1 Uji Kinerja Skenario 1.....	60
5.4.2 Uji Kinerja Skenario 2.....	61
5.4.3 Uji Kinerja Skenario 3.....	62
5.4.4 Uji Kinerja Skenario 4.....	62
5.5 Uji Perbandingan .....	63
5.5.1 Hasil Uji Perbandingan kelas Pembelanjaan Progro63	



5.5.2 Hasil Uji Perbandingan kelas Pembelanjaan Prorest.	64
5.5.3 Hasil Uji Perbandingan Kelas Pembelanjaan Prohouse	65
5.5.4 Hasil Uji Perbandingan Kelas Pembelanjaan Proutil	66
5.5.5 Hasil Uji Perbandingan Kelas Pembelanjaan Proauto	67
5.5.6 Hasil Uji Perbandingan Kelas Pembelanjaan Procloth	68
5.5.7 Hasil Uji Perbandingan kelas pembelanjaan Proent..	69
5.6 Evaluasi Hasil .....	70
6. BAB VI KESIMPULAN DAN SARAN .....	71
6.1 Kesimpulan .....	71
6.2 Saran .....	71
DAFTAR PUSTAKA.....	73
LAMPIRAN A .....	75
BIODATA PENULIS.....	131



## DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Tabel Atribut Pengguna Kartu Kredit .....	8
Tabel 2.2 Tabel Jumlah Permintaan Toko Ban .....	15
Tabel 2.3 Tabel Distribusi relative dan kumulatif .....	15
Tabel 2.4 Hasil Simulasi .....	17
Tabel 3.1 Tabel Data Pengguna Kartu Kredit .....	22
Tabel 3.2 Tabel Pembelanjaan Kartu Kredit .....	22
Tabel 3.3 Daftar Variabel yang Digunakan pada Proses Pembangkitan Data.....	42
Tabel 3.4 Tabel Pembagian Kategori Data.....	47
Tabel 4.1 Contoh Hasil Pembagian Kategori Data (Bagian 1)....	55
Tabel 4.2 Contoh Hasil Pembagian Kategori Data (Bagian 2)....	55
Tabel 5.1 Hasil Uji Coba dengan Perulangan 50 kali .....	61
Tabel 5.2 Hasil Uji Coba dengan Perulangan 100 kali .....	61
Tabel 5.3 Hasil Uji Coba dengan Perulangan 200 kali .....	62
Tabel 5.4 Hasil Uji Coba dengan Perulangan 200 kali .....	63
Tabel A.1 Hasil Klasifikasi kelas Progroc iterasi 50 kali (Bagian 1).....	75
Tabel A.2 Hasil Klasifikasi kelas Progroc iterasi 50 kali .....	76
Tabel A.3 Hasil Klasifikasi kelas Prorestc iterasi 50 kali (Bagian 1).....	77
Tabel A.4 Hasil Klasifikasi kelas Prorestc iterasi 50 kali (Bagian 2).....	78
Tabel A.5 Hasil Klasifikasi kelas Prohouse iterasi 50 kali (Bagian 1).....	79
Tabel A.6 Hasil Klasifikasi kelas Prohouse iterasi 50 kali .....	80
Tabel A.7 Hasil Klasifikasi kelas Proutil iterasi 50 kali (Bagian 1) .....	81
Tabel A.8 Hasil Klasifikasi kelas Prohouse iterasi 50 kali (Bagian 2).....	82
Tabel A.9 Hasil Klasifikasi kelas Proauto iterasi 50 kali (Bagian 1).....	83
Tabel A.10 Hasil Klasifikasi kelas Proauto iterasi 50 kali (Bagian 2).....	84

Tabel A.11 Hasil Klasifikasi kelas Procloth iterasi 50 kali (Bagian 1).....	85
Tabel A.12 Hasil Klasifikasi kelas Procloth iterasi 50 kali (Bagian 2).....	86
Tabel A.13 Hasil Klasifikasi kelas Proent iterasi 50 kali (Bagian 1).....	87
Tabel A.14 Hasil Klasifikasi kelas Proent iterasi 50 kali (Bagian 2).....	88
Tabel A.15 Hasil Klasifikasi kelas Progroc iterasi 100 kali (Bagian 1).....	89
Tabel A.16 Hasil Klasifikasi kelas Progroc iterasi 100 kali (Bagian 2).....	90
Tabel A.17 Hasil Klasifikasi kelas Prorest iterasi 100 kali (Bagian 1).....	91
Tabel A.18 Hasil Klasifikasi kelas Prorest iterasi 100 kali (Bagian 2).....	92
Tabel A.19 Hasil Klasifikasi kelas Prohous iterasi 100 kali (Bagian 1).....	93
Tabel A.20 Hasil Klasifikasi kelas Prohous iterasi 100 kali (Bagian 2).....	94
Tabel A.21 Hasil Klasifikasi kelas Proutil iterasi 100 kali (Bagian 1).....	95
Tabel A.22 Hasil Klasifikasi kelas Proutil iterasi 100 kali (Bagian 2).....	96
Tabel A.23 Hasil Klasifikasi kelas Proauto iterasi 100 kali (Bagian 1).....	97
Tabel A.24 Hasil Klasifikasi kelas Proauto iterasi 100 kali (Bagian 2).....	98
Tabel A.25 Hasil Klasifikasi kelas Procloth iterasi 100 kali (Bagian 1).....	99
Tabel A.26 Hasil Klasifikasi kelas Procloth iterasi 100 kali (Bagian 2).....	100
Tabel A.27 Hasil Klasifikasi kelas Proent iterasi 100 kali (Bagian 1).....	101

Tabel A.28 Hasil Klasifikasi kelas Proent iterasi 100 kali (Bagian 2).....	102
Tabel A.29 Hasil Klasifikasi kelas Progroc iterasi 200 kali (Bagian 1).....	103
Tabel A.30 Hasil Klasifikasi kelas Progroc iterasi 200 kali (Bagian 2).....	104
Tabel A.31 Hasil Klasifikasi kelas Prorest iterasi 200 kali (Bagian 1).....	105
Tabel A.32 Hasil Klasifikasi kelas Prorest iterasi 200 kali (Bagian 2).....	106
Tabel A.33 Hasil Klasifikasi kelas Prohous iterasi 200 kali (Bagian 1).....	107
Tabel A.34 Hasil Klasifikasi kelas Prohous iterasi 200 kali (Bagian 2).....	108
Tabel A.35 Hasil Klasifikasi kelas Proutil iterasi 200 kali (Bagian 1).....	109
Tabel A.36 Hasil Klasifikasi kelas Proutil iterasi 200 kali (Bagian 2).....	110
Tabel A.37 Hasil Klasifikasi kelas Proauto iterasi 200 kali (Bagian 1).....	111
Tabel A.38 Hasil Klasifikasi kelas Proauto iterasi 200 kali (Bagian 2).....	112
Tabel A.39 Hasil Klasifikasi kelas Procloth iterasi 200 kali (Bagian 1).....	113
Tabel A.40 Hasil Klasifikasi kelas Procloth iterasi 200 kali (Bagian 2).....	114
Tabel A.41 Hasil Klasifikasi kelas Proent iterasi 200 kali (Bagian 1).....	115
Tabel A.42 Hasil Klasifikasi kelas Proent iterasi 200 kali (Bagian 2).....	116
Tabel A.43 Hasil Klasifikasi kelas Progroc iterasi 500 kali (Bagian 1).....	117
Tabel A.44 Hasil Klasifikasi kelas Progroc iterasi 500 kali (Bagian 2).....	118



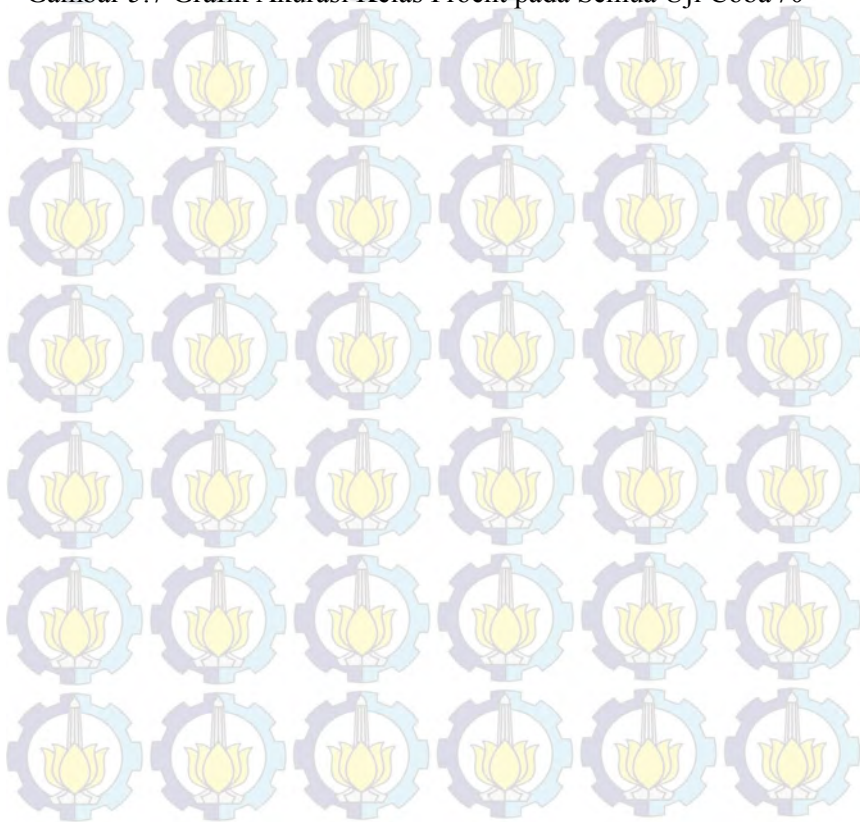
Tabel A.45 Hasil Klasifikasi kelas Prorest iterasi 500 kali (Bagian 1).....	119
Tabel A.46 Hasil Klasifikasi kelas Prorest iterasi 500 kali (Bagian 2).....	120
Tabel A.47 Hasil Klasifikasi kelas Prohous iterasi 500 kali (Bagian 1).....	121
Tabel A.48 Hasil Klasifikasi kelas Prohous iterasi 500 kali (Bagian 2).....	122
Tabel A.49 Hasil Klasifikasi kelas Proutil iterasi 500 kali (Bagian 1).....	123
Tabel A.50 Hasil Klasifikasi kelas Proutil iterasi 500 kali (Bagian 2).....	124
Tabel A.51 Hasil Klasifikasi kelas Proauto iterasi 500 kali (Bagian 1).....	125
Tabel A.52 Hasil Klasifikasi kelas Proauto iterasi 500 kali (Bagian 2).....	126
Tabel A.53 Hasil Klasifikasi kelas Procloth iterasi 500 kali (Bagian 1).....	127
Tabel A.54 Hasil Klasifikasi kelas Procloth iterasi 500 kali (Bagian 2).....	128
Tabel A.0.55 Hasil Klasifikasi kelas Proent iterasi 500 kali (Bagian 1).....	129
Tabel 0.56 Hasil Klasifikasi kelas Proent iterasi 500 kali (Bagian 2).....	130



## DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Bagian-bagian dari <i>Decision Tree</i> .....	10
Gambar 2.2 <i>Decision Tree</i> pada Kasus Penentuan Bermain .....	11
Gambar 2.3 Grafik Distribusi Kumulatif.....	16
Gambar 3.1 Diagram Alir Proses yang Dilakukan Sistem .....	20
Gambar 3.2 Grafik PDF Atribut Age .....	23
Gambar 3.3 Grafik PDF Atribut Gender .....	24
Gambar 3.4 Grafik PDF Atribut Marital .....	25
Gambar 3.5 Grafik PDF Atribut Dependent.....	26
Gambar 3.6 Grafik PDF Atribut Income .....	27
Gambar 3.7 Grafik PDF Atribut YrJob .....	28
Gambar 3.8 Grafik PDF Atribut YrTown .....	29
Gambar 3.9 Grafik PDF Atribut YrEd .....	30
Gambar 3.10 Grafik PDF Atribut DrivLic .....	31
Gambar 3.11 Grafik PDF Atribut OwnHome .....	32
Gambar 3.12 Grafik PDF Atribut CredC .....	33
Gambar 3.13 Grafik PDF Atribut Churn.....	34
Gambar 3.14 Grafik PDF Atribut Progroc .....	35
Gambar 3.15 Grafik PDF Atribut Prorest.....	36
Gambar 3.16 Grafik Atribut Prohouse .....	37
Gambar 3.17 Grafik PDF Atribut Proutil.....	38
Gambar 3.18 Grafik PDF Atribut Proauto .....	39
Gambar 3.19 Grafik PDF Atribut Procloth .....	40
Gambar 3.20 Grafik PDF Atribut Proent .....	41
Gambar 3.21 Pseudocode Pembangkitan Data Variabel Diskrit (Bagian 1).....	43
Gambar 3.22 Pseudocode Pembangkitan Data Variabel Diskrit (Bagian 2).....	44
Gambar 3.23 Pseudocode Pembangkitan Data Variabel Kontinyu (Bagian 1).....	45
Gambar 3.24 Pseudocode Pembangkitan Data Variabel Kontinyu (Bagian 2).....	46
Gambar 5.1 Grafik Akurasi Kelas Progroc pada Semua Uji Coba .....	64

Gambar 5.2 Grafik Akurasi Kelas Prorest pada Semua Uji Coba	65
Gambar 5.3 Grafik Akurasi Kelas Prohouse pada Semua Uji Coba	66
Gambar 5.4 Grafik Akurasi Kelas Proutil pada Semua Uji Coba	67
Gambar 5.5 Grafik Akurasi Kelas Proauto pada Semua Uji Coba	68
Gambar 5.6 Grafik Akurasi Kelas Procloth pada Semua Uji Coba	69
Gambar 5.7 Grafik Akurasi Kelas Proent pada Semua Uji Coba	70



## DAFTAR KODE SUMBER

Kode Sumber 4.1 Implementasi Pemilihan Nilai .....	50
Kode Sumber 4.2 Implementasi Perhitungan Frekuensi Relatif, Frekuensi Kumulatif dan Rentang Nilai .....	51
Kode Sumber 4.3 Implementasi Pemilihan Nilai Hasil Pembangkitan .....	51
Kode Sumber 4.4 Implementasi Pembangkitan Menggunakan Distribusi Gamma .....	52
Kode Sumber 4.5 Implementasi Pemilihan Nilai .....	52
Kode Sumber 4.6 Implementasi Perhitungan Frekuensi Relatif, Frekuensi Relatif dan <i>slope</i> .....	53
Kode Sumber 4.7 Implementasi Perhitungan Nilai Hasil Pembangkitan .....	54
Kode Sumber 4.8 Proses Pembentukan <i>Decision Tree</i> .....	56



# **BAB I**

## **PENDAHULUAN**

Pada bagian ini dijelaskan mengenai hal-hal di awal yang berhubungan dengan persiapan implementasi tugas akhir meliputi latar belakang, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan, metodologi serta sistematika penulisan.

### **1.1 Latar Belakang**

Kartu kredit telah menjadi alat bantu pembayaran yang digunakan oleh sebagian masyarakat pada saat ini. Bahkan kartu kredit bisa dijadikan untuk meningkatkan status sosial. Dalam penggunaannya, kartu kredit memberikan kemudahan untuk para konsumen dalam hal transaksi dalam jumlah yang besar maupun kecil. Namun pihak bank memberikan batasan terhadap jumlah uang yang bisa digunakan dalam transaksi menggunakan kartu kredit. Bank memberikan batasan yang berbeda-beda untuk tiap konsumen tergantung pada permintaan dari pihak konsumen ataupun kebijakan dari pihak bank. Data dari para pengguna kartu kredit sangat banyak sehingga bank mendapatkan masalah dalam pengolahannya. Padahal data pengguna kartu kredit bisa digunakan bank untuk menentukan kebijakan-kebijakan tertentu kepada para nasabahnya. Pada praktiknya di Indonesia data pengguna yang menentukan jumlah limit kartu kredit hanyalah dari jumlah gaji dan jabatan nasabah.

Simulasi Monte Carlo adalah metode simulasi yang digunakan untuk memodelkan dan menganalisa sistem yang memiliki nilai ketidakpastian. Penggunaan simulasi Monte Carlo dapat digunakan untuk membangkitkan nilai dari variabel yang ada berdasarkan data pengguna kartu kredit yang ada. Simulasi pembangkitan data dapat dilakukan untuk menambah jumlah *dataset* karena *dataset* pada perbankan Indonesia sangat terbatas untuk beberapa atribut tertentu.



Dalam Tugas Akhir ini, penulis akan melakukan implementasi simulasi Monte Carlo untuk membangkitkan variabel-variabel dalam data pengguna kartu kredit dan klasifikasi menggunakan *Decision Tree* untuk memprediksi nilai dari pembelanjaan kartu kredit oleh nasabah.

## **1.2 Rumusan Permasalahan**

Rumusan masalah yang diangkat dalam Tugas Akhir ini dapat dipaparkan sebagai berikut:

1. Bagaimana melakukan pencarian distribusi yang tepat dari data pengguna kartu kredit yang sudah ada.
2. Bagaimana melakukan pembangkitan data pengguna kartu kredit dengan menggunakan distribusi yang tepat.
3. Bagaimana melakukan klasifikasi *Decision Tree* untuk memprediksi nilai dari pembelanjaan kartu kredit.

## **1.3 Batasan Masalah**

Batasan masalah yang ada pada Tugas Akhir ini antara lain:

1. Implementasi Algoritma menggunakan bahasa pemrograman Matlab
2. Pengujian Goodness of Fit menggunakan metode Kolmogorov-Smirnov. Pengujian dilakukan dengan kaskas bantu EasyFit.
3. Algoritma Decision Tree yang digunakan adalah algoritma CART

## **1.4 Tujuan**

Berdasarkan pada masalah yang telah didefinisikan diatas, maka tujuan dari Tugas Akhir ini adalah sebagai berikut:

1. Melakukan pencarian distribusi yang tepat dari data pengguna kartu kredit yang sudah ada.

2. Melakukan pembangkitan data pengguna kartu kredit dengan menggunakan distribusi yang tepat

3. Melakukan klasifikasi *Decision Tree* untuk memprediksi nilai dari pembelanjaan kartu kredit

4. Melakukan simulasi Monte Carlo untuk pembangkitan data dan klasifikasi

### **1.5 Manfaat**

Manfaat dari Tugas Akhir ini adalah untuk melakukan pembangkitan data pengguna kartu kredit dan untuk melakukan prediksi tinggi atau rendah pembelanjaan kartu kredit menggunakan fitur-fitur yang ada pada data dengan menggunakan algoritma klasifikasi *Decision Tree*.

### **1.6 Metodologi**

Tahapan-tahapan yang dilakukan dalam pengerjaan Tugas Akhir ini adalah sebagai berikut:

#### **1. Penyusunan proposal Tugas Akhir.**

Tahap pertama dari penyusunan Tugas Akhir adalah dengan membuat proposal Tugas Akhir. Proposal ini berisikan gagasan penulis untuk merancang pembangkitan data berdasarkan distribusi yang ada menggunakan simulasi Monte Carlo dan klasifikasi menggunakan *Decision Tree* untuk memprediksi tinggi atau rendahnya pembelanjaan kartu kredit

#### **2. Studi literatur**

Tahap berikutnya adalah melakukan studi dan pemahaman terhadap konsep yang bisa dijadikan referensi dalam pengerjaan Tugas Akhir. Pada tahap ini dilakukan pencarian, pengumpulan, pembelajaran dan pemahaman informasi dan literatur yang diperlukan untuk pembuatan

implementasi simulasi pembangkitan data dan klasifikasi. Dasar informasi yang diperlukan adalah jenis-jenis distribusi diskrit dan kontinyu, uji Kolmogorov-Smirnov simulasi Monte Carlo, dan algoritma klasifikasi menggunakan *Decision Tree*. Informasi dan literatur didapatkan dari buku dan sumber-sumber informasi lain yang berhubungan.

3. Implementasi perangkat lunak

Implementasi merupakan tahap membangun rancangan sistem yang telah dibuat. Pada tahapan ini merealisasikan apa yang terdapat pada tahapan sebelumnya, sehingga menjadi sebuah sistem yang sesuai dengan apa yang telah direncanakan. Pelaksanaan implementasi dilakukan dengan perangkat lunak Matlab.

4. Pengujian dan evaluasi

Pada tahapan ini dilakukan uji coba terhadap perangkat lunak yang telah dibuat. Pengujian dan evaluasi akan dilakukan dengan melihat kesesuaian dengan perencanaan. Tahap ini dimaksudkan juga untuk mengevaluasi jalannya sistem, mencari masalah yang mungkin timbul dan mengadakan perbaikan jika terdapat kesalahan.

5. Penyusunan buku Tugas Akhir

Pada tahapan ini dilakukan penyusunan buku yang memuat dokumentasi mengenai proses pembuatan program serta hasil dari implementasi perangkat lunak yang telah dibuat.



## 1.7 Sistematika Penulisan

Buku Tugas Akhir ini disusun dengan sistematika penulisan sebagai berikut:

### 1. BAB I. PENDAHULUAN

Bab yang berisi mengenai latar belakang, tujuan, dan manfaat dari pembuatan Tugas Akhir. Selain itu permasalahan, batasan masalah, metodologi yang digunakan, dan sistematika penulisan juga merupakan bagian dari bab ini.

### 2. BAB II. TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini berisi teori pendukung dan literatur yang berkaitan dengan bahasan dan mendasari pembuatan tugas akhir ini. Bab ini berisi juga pembahasan singkat tentang pengujian Goodnes of Fit, simulasi Monte Carlo, dan klasifikasi *Decision Tree* menggunakan algoritma CART yang ada dalam Tugas Akhir ini.

### 3. BAB III. PERANCANGAN SISTEM

Bab ini berisi penjelasan mengenai perancangan dari sistem yang akan dibuat. Dalam bab ini terdapat pengujian Goodnes of Fit tiap atribut dan perancangan pembangkitan data.

### 4. BAB IV. IMPLEMENTASI

Bab ini berisi implementasi dari perancangan yang telah dibuat pada bab sebelumnya

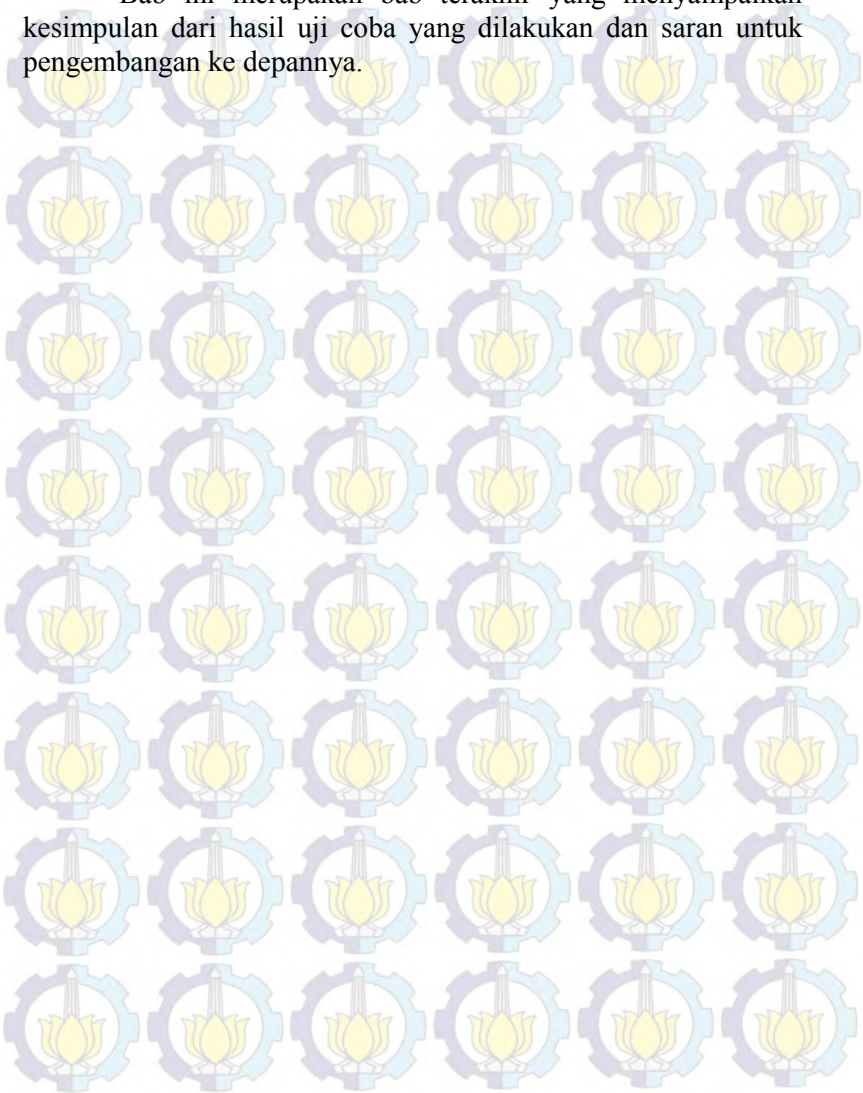
### 5. BAB V. PENGUJIAN DAN EVALUASI

Bab ini berisi penjelasan mengenai data hasil percobaan dan pembahasan mengenai hasil percobaan yang telah dilakukan.



## 6. BAB VI. KESIMPULAN DAN SARAN

Bab ini merupakan bab terakhir yang menyampaikan kesimpulan dari hasil uji coba yang dilakukan dan saran untuk pengembangan ke depannya.



## **BAB II**

### **DASAR TEORI**

Bab ini berisi penjelasan teori-teori yang berkaitan dengan algoritma yang diajukan pada pengimplementasian sistem. Penjelasan ini bertujuan untuk memberikan gambaran secara umum terhadap sistem yang dibuat dan berguna sebagai penunjang dalam pengembangan sistem.

#### **2.1 Kartu Kredit**

Kartu Kredit adalah salah satu alat pembayaran dan pinjaman tunai yang simpel, efisien dan memberikan nilai lebih bagi pemegang kartu. Kartu kredit merupakan suatu jenis penyelesaian transaksi ritel, yang diterbitkan kepada pengguna sistem tersebut sebagai alat pembayaran yang dapat digunakan dalam membayar suatu transaksi. Yaitu, pembayaran atas kewajiban yang timbul dari suatu kewajiban ekonomi, termasuk transaksi pembayaran atau untuk melakukan penarikan tunai dengan kewajiban melakukan pembayaran pada waktu yang disepakati baik secara sekaligus (tunai) atau secara angsuran. Dengan kata lain kartu kredit adalah kartu yang dikeluarkan oleh pihak bank yang dapat digunakan oleh penggunanya untuk membeli segala keperluan dan barang-barang serta pelayanan tertentu secara berhutang. Bisa juga diartikan secara langsung bahwa kartu kredit adalah kartu pinjaman. Atau kartu yang memberikan kesempatan kepada penggunanya untuk mendapatkan pinjaman.

Dalam dunia usaha kartu kredit merupakan semacam pinjaman, yakni yang berasal dari kepercayaan dari terpinjam (dalam hal ini lembaga bank atau lembaga keuangan lainnya) terhadap peminjam karena mempunyai sikap amanah serta jujur. Oleh sebab itu bank memberikan dana dalam bentuk pinjaman untuk dibayar secara tertunda.

Kartu kredit memiliki jumlah maksimum transaksi yang bisa dipakai, dan besarnya tergantung dari jenis kartu kredit yang kita miliki (*silver, gold, atau platinum*). Atas maksimum kredit inilah yang biasa di sebut sebagai limit kartu kredit.

### 2.1.1 Pengguna Kartu Kredit

Pengguna kartu kredit adalah seorang yang menggunakan fasilitas kartu kredit. Latar belakang dari para pengguna kartu kredit ini berbeda-beda. Dalam tugas akhir ini, data pengguna kartu kredit digunakan sebagai atribut dalam dataset. Atribut tersebut dapat dilihat pada Tabel 2.1 Tabel Atribut Pengguna Kartu Kredit

**Tabel 2.1 Tabel Atribut Pengguna Kartu Kredit**

<b>Nama atribut</b>	<b>Keterangan</b>
Age	Umur pengguna
Gender	Jenis kelamin
Marital	Status perkawinan
Dependent	Jumlah orang yang bergantung kepada pengguna kartu kredit
Income	Pendapatan per tahun
Year on job	Lama bekerja
Year in Town	Lama tinggal di kota
Year Education	Lama pendidikan
Driving License	Kepemilikan Surat Ijin Mengemudi
Own Home	Kepemilikan Rumah
Credit Card	Jumlah kartu kredit yang dimiliki (selain kartu kredit yang dipakai)
Churn	Jumlah kartu kredit yang ditarik pihak penyedia dalam satu tahun



### 2.1.2 Pembelanjaan Kartu Kredit

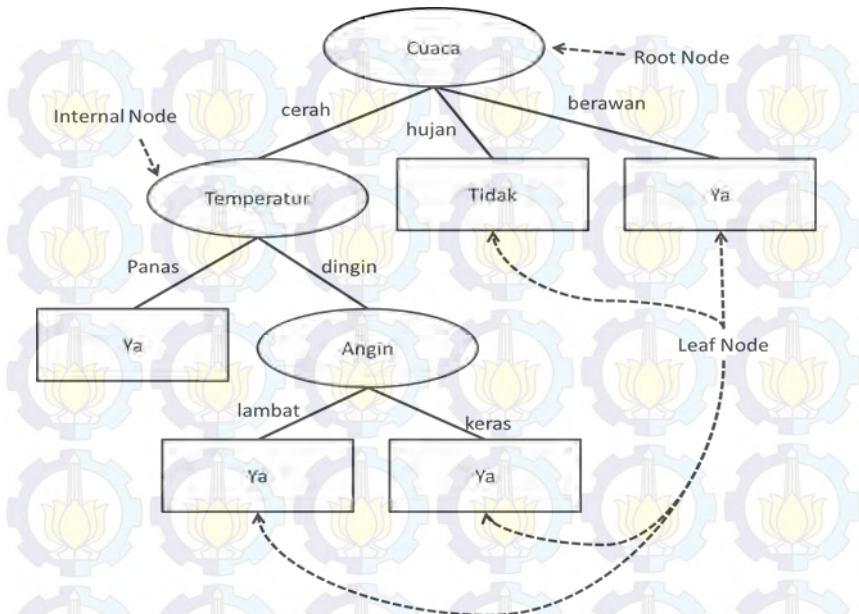
Kartu kredit telah menjadi alat pembayaran yang digunakan untuk hamper segala jenis barang ataupun jasa. Dalam Tugas Akhir ini pembelanjaan meliputi pembelanjaan kebutuhan bahan makanan, restoran, kebutuhan rumah, peralatan, kendaraan, pakaian, dan hiburan. Nilai dalam pembelanjaan ini adalah proporsi dari nilai pendapatan pengguna kartu kredit.

## 2.2 Decision Tree

Pengambilan keputusan berdasarkan analisis pohon keputusan (*decision tree analysis*) merupakan salah satu alat pengambilan keputusan prediksi dari berbagai alternatif yang tersedia. *Decision Tree* atau pohon keputusan digunakan untuk memodelkan persoalan yang terdiri dari serangkaian keputusan yang mengarah ke solusi. Pohon (*Tree*) merupakan sebuah struktur yang memiliki beberapa bagian. Bagian-bagian itu antara lain:

1. *Node*  
*Node* adalah sebuah akar dari pohon yang hanya memiliki satu buah masukan *edge*. *Node* awal dari *Decision Tree* dinamakan *root node*, simpul percabangan dinamakan *internal node*, dan simpul daun atau *leaf node*.
2. *Leaf*  
*Leaf* adalah hasil dari *Decision Tree* dan merupakan *node* terbawah. *Leaf* berperan sebagai penentu hasil klasifikasi dari *Decision Tree*.
3. *Edge*  
*Edge* adalah suatu cabang yang akan membagi sebuah kondisi menjadi 2 atau lebih.

Bagian-bagian dari *Decision Tree* sendiri terlihat seperti pada Gambar 2.1



**Gambar 2.1 Bagian-bagian dari *Decision Tree***

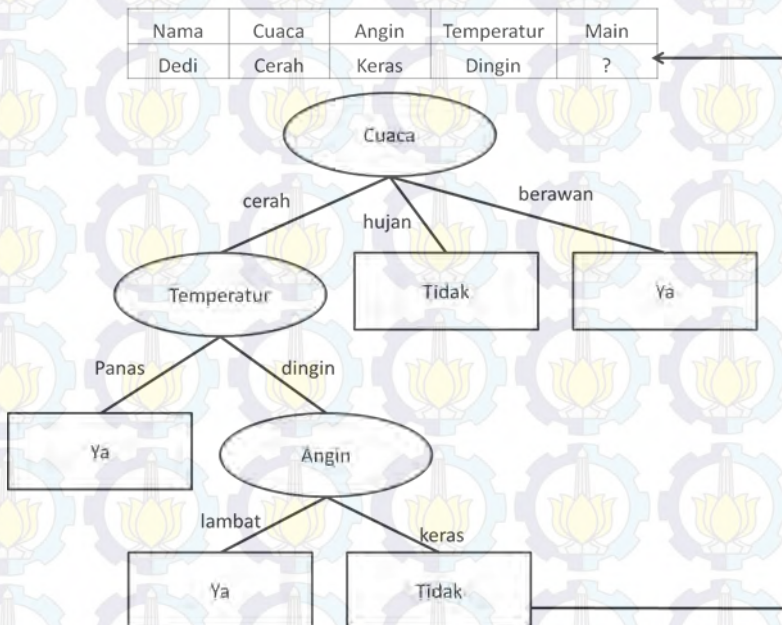
Penggunaan *Decision Tree* merupakan salah satu model klasifikasi yang populer. Selain karena tidak membutuhkan waktu yang lama, tingkat akurasi dari *Decision Tree* cenderung besar. Klasifikasi yang dibentuk oleh *Decision Tree* sangat mudah dipahami oleh orang yang awam sekalipun.

Pada setiap tabel yang akan dibangun *Decision Tree*-nya, tabel tersebut harus memiliki sampel, atribut, dan target atribut. Sampel adalah nama yang mewakili satu buah kolom. Atribut menyatakan suatu parameter yang dibuat sebagai kriteria dalam pembentukan *tree*.

*Decision Tree* dibangun berdasarkan suatu algoritma induksi. Cara kerja algoritma induksi yaitu memilih atribut yang terbaik untuk memisahkan data secara rekursif dan mengembangkan simpul daun pada *tree* sampai ditemui kriteria

untuk berhenti. *Decision Tree* yang digunakan pada tugas akhir ini menggunakan pendekatan algoritma CART.

Objek atau *record* diklasifikasikan dengan mengikuti suatu jalur (*path*) yang dimulai dari *root node* sesuai dengan nilai atribut pada *record*. Misalkan untuk menemukan objek bernama 'Dedi', seperti pada Gambar 2.2, untuk memutuskan apakah akan bermain atau tidak, dapat ditelusuri pada *Decision Tree* yang dimulai dari simpul akar yang diberi label 'cuaca', dengan melihat nilai atribut 'cuaca' pada data objek dipilih rusuk yang bersesuaian dengan nilai atribut tersebut. Demikian seterusnya dilakukan penelusuran sampai diperoleh *leaf node* yang menunjukkan kelas dari objek tersebut, yaitu main atau tidak.



**Gambar 2.2** *Decision Tree* pada Kasus Penentuan Bermain

Langkah pertama untuk membangun *Decision Tree* menggunakan metode CART adalah mencari *gini index* dari



masing masing atribut. Lalu menyusun *node-node* sesuai dengan atribut dan nilainya. Setelah selesai, baru *Decision Tree* dapat digunakan.

### 2.2.1 Gini Index

Untuk menentukan peletakan atribut dan *Node* terpilih, digunakan sebuah nilai yang disebut *Gini Index*. Nilai tersebut didapatkan dari setiap kriteria dengan data sampel yang ditentukan, yang akan digunakan untuk membangun *Decision Tree*

*Gini Index* mengukur tingkat homogenitas dari data D dengan

$$Gini(D) = 1 - \sum_{i=1}^m p_i^2$$

Dimana m adalah banyaknya atribut kelas pada D,  $P_i$  adalah probabilitas suatu data pada D memiliki atribut kelas  $C_i$  dan dihitung dengan

$$\frac{|C_{i,D}|}{|D|}$$

Yaitu membagi banyaknya atribut kelas  $C_i$  pada D dengan banyaknya data pada D. Tingkat homogenitas dari data tersebut disebut dengan *impurity*.

Untuk membelah data dengan homogenitas maksimal, *Gini Index* memerlukan *splitting attribute* atau atribut pembelah. Atribut pembelah merupakan atribut yang akan membelah data membagi 2 partisi dan memiliki nilai *Gini Index* terendah. Oleh karena itu, setiap atribut harus dicari nilai *Gini Index*-nya. Perhitungan *Gini Index* dari atribut pembelah A dilakukan dengan perkalian antara *Gini Index* dari tiap hasil partisi dengan bobotnya masing-masing. Hal ini dilakukan karena CART bersifat biner. Oleh karena itu, untuk data D. Oleh karena itu, untuk data D yang

terpartisi oleh atribut pembelah A akan menjadi D1 dan D2 dengan

$$Gini_A = \frac{|D_1|}{|D|} Gini(D_1) + \frac{|D_2|}{|D|} Gini(D_2)$$

Untuk setiap atribut, setiap kemungkinan partisi akan selalu dihitung. Untuk atribut A yang bersifat diskret yang memiliki  $v$  nilai yang berbeda dan  $v > 2$ , maka semua kemungkinan subset dari A dengan  $\frac{2^v - 2}{2}$  banyaknya kemungkinan subset. Setiap subset akan dihitung nilai *Gini Index*-nya dan diambil subset yang memiliki *gini index* terendah sebagai kandidat atribut pembelah.

Lalu untuk atribut A yang bersifat kontinu, maka kita harus mencari “*split-point*” terbaik dimana *split-point* ini akan menjadi pembatas nilai-nilai pada atribut A. Untuk mencari *split-point* tersebut, nilai-nilai pada atribut A harus disortir dari yang terkecil sampai yang terbesar, lalu nilai tengah dari pasangan nilai yang berdekatan dianggap sebagai salah satu kemungkinan *split-point*. Oleh karena itu, jika atribut A memiliki  $v$  nilai, maka akan ada  $v-1$  banyaknya kemungkinan *split-point* yang akan dievaluasi. Sebagai contoh nilai tengah dari nilai  $a_i$  dan  $a_{i+1}$  adalah :

$$\frac{a_i + a_{i+1}}{2}$$

Maka dari rumus tersebut akan didapat sekumpulan kemungkinan *split-point* dari atribut A. Setiap kemungkinan *split-point* tersebut akan dievaluasi dengan cara mencoba mempartisi *learning sample* dengan setiap kemungkinan *split-point* tersebut dengan aturan dimana setiap nilai  $A \leq \text{split-point}$  akan terpartisi ke D1 dan setiap nilai  $A > \text{split-point}$  akan terpartisi ke D2 dan *Gini Index*-nya akan dievaluasi dengan cara yang sama seperti mencari *Gini Index* pada atribut diskrit.

### 2.3 Simulasi Monte Carlo

Simulasi Monte Carlo adalah suatu metode untuk mengevaluasi suatu model deterministik yang melibatkan bilangan acak sebagai salah satu input. Metode ini sering digunakan jika model yang digunakan cukup kompleks, non linear atau melibatkan lebih dari sepasang parameter tidak pasti. Sebuah simulasi Monte Carlo dapat melibatkan 10.000 evaluasi atas sebuah model, suatu pekerjaan di masa lalu hanya bisa dikerjakan oleh sebuah software komputer. Suatu model memerlukan parameter input dan beberapa persamaan yang digunakan untuk menghasilkan output (atau variabel respon). Dengan menggunakan parameter input berupa bilangan random, maka dapat mengubah suatu model deterministik menjadi model stokastik, dimana model deterministik merupakan suatu model pendekatan yang diketahui dengan pasti sedangkan model stokastik tidak pasti.

Simulasi Monte Carlo adalah metode untuk menganalisa perambatan ketidakpastian, dimana tujuannya adalah untuk menentukan bagaimana variasi random atau error mempengaruhi sensitivitas, performa atau reliabilitas dari sistem yang sedang dimodelkan. Simulasi Monte Carlo digolongkan sebagai metode sampling karena input dibangkitkan secara random dari suatu distribusi probabilitas untuk proses sampling dari suatu populasi nyata. Oleh karena itu, suatu model harus memilih suatu distribusi input yang paling mendekati data yang dimiliki.

#### Contoh simulasi monte carlo

Contoh teknik simulasi Monte Carlo salah satunya adalah untuk melakukan pendugaan permintaan yang diterima. Data awal berupa data permintaan ban pada toko ban “Benjol” pada 200 hari terakhir. Data ditunjukkan pada Tabel 2.2



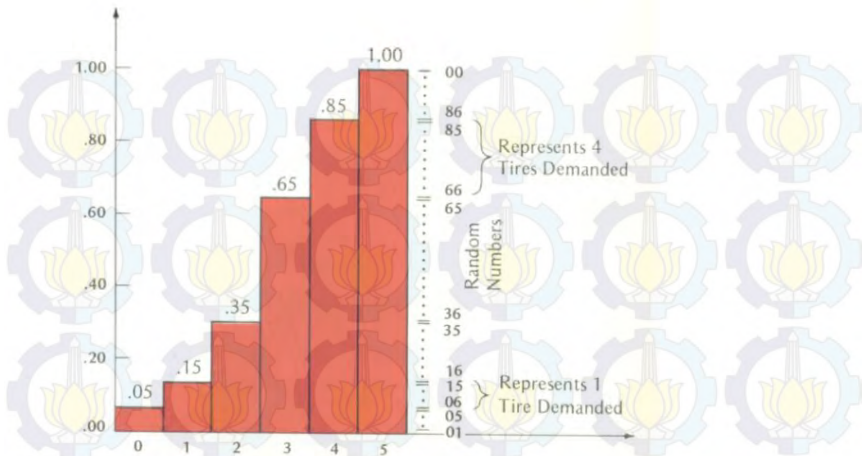
**Tabel 2.2 Tabel Jumlah Permintaan Toko Ban**

Jumlah Permintaan	Frekuensi
0	10
1	20
2	40
3	60
4	40
5	30
total	200

Dari data tersebut dapat dibentuk tabel yang berisi distribusi relatif dan distribusi kumulatif. Distribusi relatif merupakan jumlah munculnya suatu nilai dibagi total frekuensi, contoh pada Tabel 2.3, distribusi kumulatif untuk nilai 0 adalah 0.05. Distribusi kumulatif merupakan jumlah dari distribusi relatif pada nilai-nilai sebelumnya. Data dari tabel digunakan untuk membuat diagram distribusi kumulatif. Diagram ditunjukkan pada Gambar 2.3.

**Tabel 2.3 Tabel Distribusi relative dan kumulatif**

Jumlah Permintaan	Distribusi relatif	Distribusi Kumulatif	Interval Random R
0	0.05	0.05	0 - 0.05
1	0.10	0.15	0.05 – 0.15
2	0.20	0.35	0.15 – 0.35
3	0.30	0.65	0.35 – 0.65
4	0.20	0.85	0.65 – 0.85
5	0.15	1	0.85 - 1



**Gambar 2.3 Grafik Distribusi Kumulatif**

Nilai interval random R pada Tabel 2.3 digunakan untuk menentukan nilai yang terpilih. Nilai random R dibangkitkan menggunakan distribusi uniform, jika nilai hasil pembangkitan tersebut termasuk dalam salah satu interval dalam tabel, maka nilai yang diambil adalah nilai jumlah permintaan pada tabel tersebut. Contoh pembangkitan random R menghasilkan nilai 0.432, nilai R termasuk dalam interval keempat dengan nilai jumlah permintaan = 3.

Contoh hasil simulasi ditunjukkan pada tabel Tabel 2.4. simulasi dijalankan sebanyak tujuh kali iterasi. Hasil dari simulasi yakni berupa jumlah permintaan ban berdasarkan nilai random yang dibangkitkan. Perkiraan Semakin banyak iterasi dilakukan akan menghasilkan nilai yang sesuai dengan distribusi aslinya.

**Tabel 2.4 Hasil Simulasi**

iterasi	Random	Permintaan
1	0.02	0
2	0.14	1
3	0.54	3
4	0.40	3
5	0.87	5
6	0.32	3
7	0.91	5



## **BAB III**

### **PERANCANGAN PERANGKAT LUNAK**

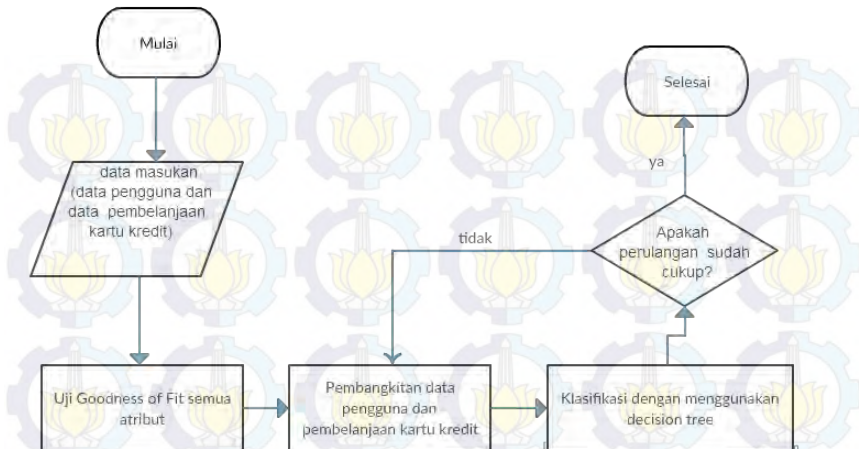
Pada bab ini akan dijelaskan mengenai hal-hal yang berkaitan dengan perancangan sistem yang akan dibuat. Perancangan sistem pada bagian ini meliputi tiga bagian penting yaitu penjelasan data masukan, penjelasan data keluaran, dan algoritma yang digunakan dalam sistem.

#### **3.1 Deskripsi Umum**

Pada Tugas Akhir ini dirancang sebuah sistem untuk memprediksi pembelanjaan kartu kredit seseorang. Prediksi pembelanjaan ini dibagi menjadi dua hasil yakni tinggi dan rendah. Pembelanjaan dikatakan tinggi apabila melebihi rata-rata dari seluruh data yang ada. Data masukan dari sistem ini adalah data pengguna kartu kredit. Data tersebut di bangkitkan ulang lalu diklasifikasikan menjadi data luaran dari sistem. Pada proses pembangkitan dan klasifikasi dilakukan perulangan berkali-kali sehingga mendapat hasil yang tepat. Proses sistem secara garis besar ditunjukkan pada Gambar 3.1

#### **3.2 Perancangan Data**

Perancangan data merupakan proses untuk mengatur bagaimana susunan data yang digunakan sehingga data dapat diproses dengan benar oleh sistem. Perancangan data merupakan hal penting yang perlu diperhatikan karena jika mengalami kesalahan dalam perancangan data, maka data tersebut tidak akan terproses dengan baik. Dalam Tugas Akhir ini, pada perancangan data dibagi menjadi tiga macam data yaitu data masukan, data proses, dan data keluaran



**Gambar 3.1 Diagram Alir Proses yang Dilakukan Sistem**

### 3.2.1 Data Masukan

Data masukan dari sistem ini didapatkan dari laporan penelitian dengan judul “*Data Mining and simulation: a grey relationship demonstration*” oleh Desheng Wu, David L. Olson dan Zhao Yang Dong. Data masukan berupa tabel yang terdiri dari atribut pengguna kartu kredit dan proporsi pembelian terhadap variabel Income. Contoh data masukan dapat dilihat pada Tabel 3.1.

Atribut pengguna kartu kredit meliputi Age, Gender, Marital, Dependents, Income, YrJob, YrTown, YrEd, DrivLic, OwnHom, CredC, dan Chrun. Variabel Age. Pada atribut Gender nilai 0 merepresentasikan jenis kelamin perempuan dan nilai 1 adalah laki-laki. Pada atribut Marital nilai 0 merepresentasikan pengguna kartu kredit masih belum menikah, nilai 0.5 adalah telah bercerai, dan nilai 1 adalah menikah. Atribut Income merepresentasikan pendapatan pengguna kartu kredit dalam satu tahun. Atribut DrivLic merepresentasikan kepemilikan surat ijin mengemudi (SIM), nilai 0 untuk tidak memiliki dan nilai 1 untuk memiliki. Variabel OwnHome merepresentasikan kepemilikan

rumah, nilai 0 untuk tidak memiliki dan nilai 1 untuk memiliki. Atribut Churn merepresentasikan jumlah kartu kredit yang ditarik oleh pihak bank dalam kurun waktu satu tahun terakhir.

Jenis pembelanjaan kartu kredit dalam data ditunjukkan pada Tabel 3.2. Nilai atribut dari tiap jenis pembelanjaan ini adalah proporsi dari jumlah pendapatan (variabel Income) pengguna kartu kredit. Atribut pembelanjaan kartu kredit ini meliputi Progroc, Prorest, Prohous, Proutil, Proauto, Procloth, dan Proent, yang merepresentasikan proporsi pembelanjaan untuk *grocery, restaurant, housing, utilities, automobile, clothing, dan entertainment*.



**Tabel 3.1 Tabel Data Pengguna Kartu Kredit**

age	Gender	Marital	Dependents	Income	YrJob	YrTown	YrEd	DrivLic	Own Home	CredC	Churn
87	0	0.5	0	80.054	5	0	13	0	0	1	0
64	0	1	0	51.253	4	0	11	1	0	13	1
23	0	0	0	41.426	7	23	11	1	0	1	0
48	0	1	1	59.073	13	0	13	1	1	4	0
56	1	1	0	57.397	21	18	13	1	1	9	1
27	1	1	1	29.203	6	0	12	1	1	2	0

**Tabel 3.2 Tabel Pembelanjaan Kartu Kredit**

ProGroc	ProRest	ProHous	ProUtil	ProAuto	ProCloth	ProEnt
0.031	0.009	0.132	0.031	0	0.066	0.049
0.044	0.032	0.21	0.042	0.069	0.119	0.062
0	0.08	0.247	0.081	0.081	0.146	0.091
0.073	0.002	0.248	0.098	0.059	0.106	0.035
0.037	0.019	0.237	0.079	0.067	0.116	0.05
0.14	0.017	0.374	0.197	0.091	0.072	0

### 3.2.2 Data Luaran

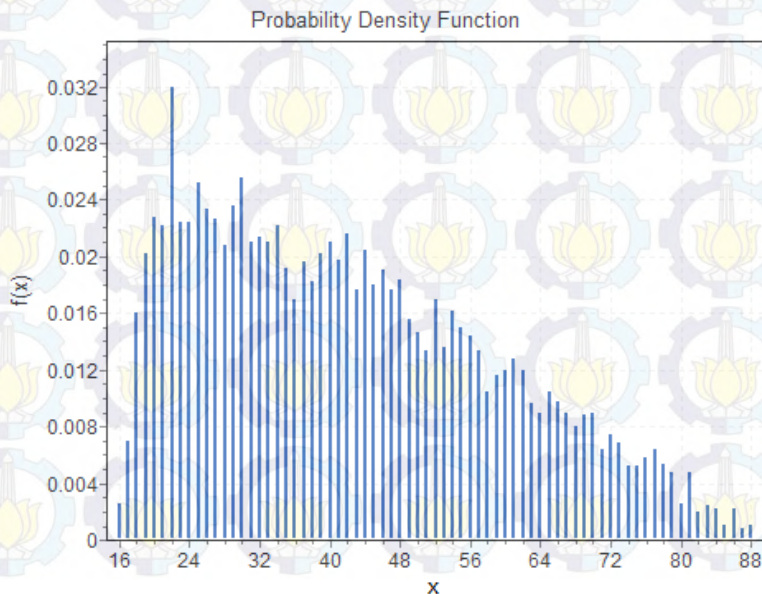
Data luaran yang dihasilkan oleh sistem ini adalah hasil akurasi dari klasifikasi *Decision Tree* yang berupa prediksi tinggi rendahnya pembelanjaan kartu kredit seseorang. Nilai tinggi atau rendah di simbolkan dengan angka 1 dan 0.

### 3.3 Pengujian Goodness of Fit

Pengujian Goodness of fit bertujuan untuk menentukan distribusi yang akan digunakan untuk pembangkitan data.

#### 3.3.1 Pengujian Goodness of Fit Atribut Age

Pada Gambar 3.2 dapat dilihat grafik Probability Density Function (PDF) dari atribut Age.

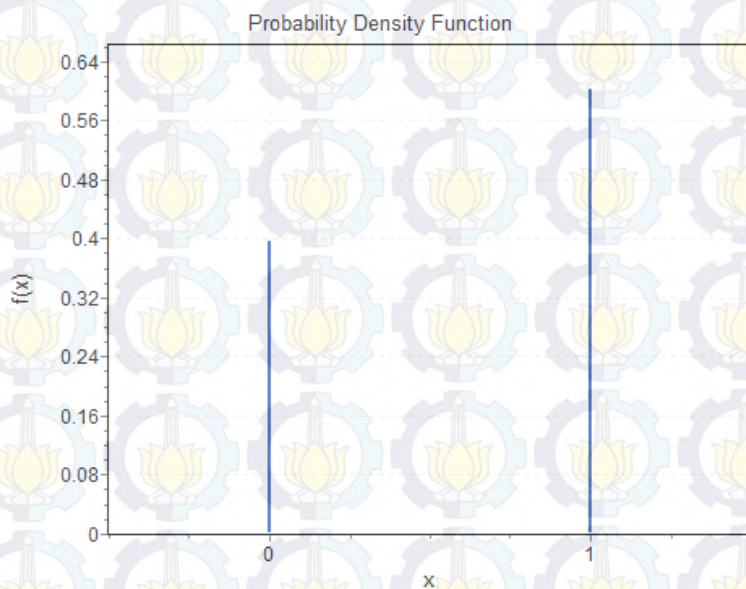


**Gambar 3.2 Grafik PDF Atribut Age**

Pengujian Godness of Fit dilakukan terhadap distribusi Negative Binomial dengan parameter  $n=7$  dan  $p=0.1473$ . Hipotesa  $H_0$ =data mengikuti distribusi Negative Binomial. Perhitungan menghasilkan nilai  $Z=0.9304$ , nilai  $Z$  hitung lebih tinggi dari nilai kritis  $Z$  tabel dengan  $\alpha=0.05$  yakni  $0.01921$ , maka  $H_0$  ditolak. Hasil pengujian menunjukkan atribut Age tidak mengikuti distribusi tertentu, maka atribut Age akan dibangkitkan menggunakan distribusi empiris.

### 3.3.2 Pengujian Goodness of Fit Atribut Gender

Pada Gambar 3.3 dapat dilihat grafik Probability Density Function (PDF) dari atribut Gender.



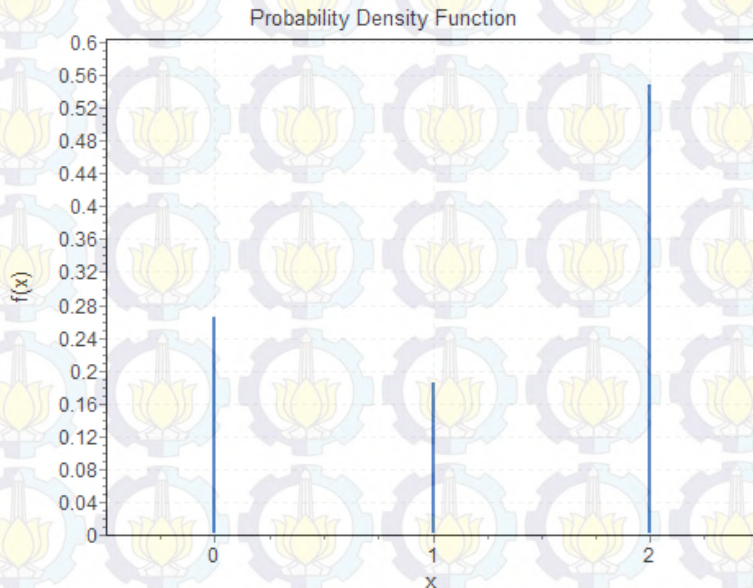
Gambar 3.3 Grafik PDF Atribut Gender



Grafik PDF atribut Gender menunjukkan atribut gender hanya memiliki dua nilai, yakni 0 dan 1, maka distribusi yang digunakan adalah Distribusi Empiris.

### 3.3.3 Pengujian Goodness of Fit Atribut Marital

Pada Gambar 3.4 dapat dilihat grafik Probability Density Function (PDF) dari atribut Marital.

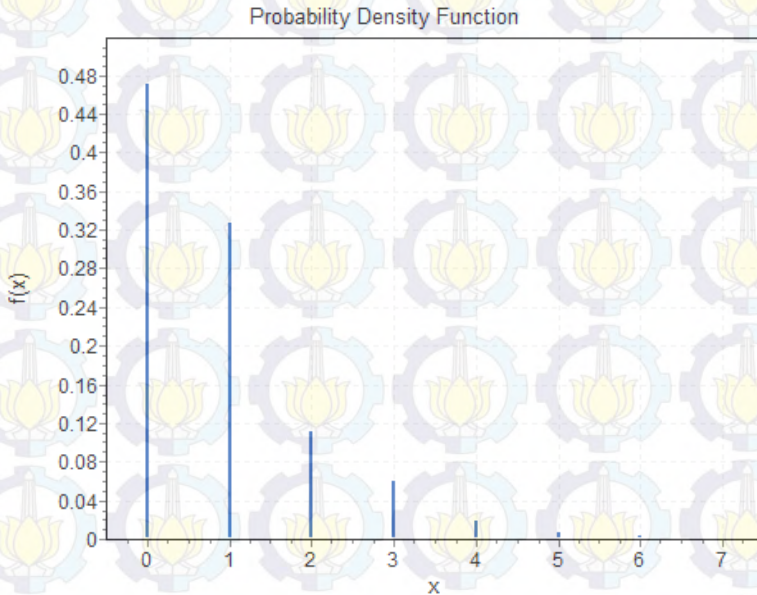


**Gambar 3.4 Grafik PDF Atribut Marital**

Grafik PDF atribut Gender menunjukkan atribut gender hanya memiliki tiga nilai, yakni 0, 1, dan 2, maka distribusi yang digunakan adalah Distribusi Empiris.

### 3.3.4 Pengujian Goodness of Fit Atribut Dependent

Pada Gambar 3.5 dapat dilihat grafik Probability Density Function (PDF) dari atribut Dependent

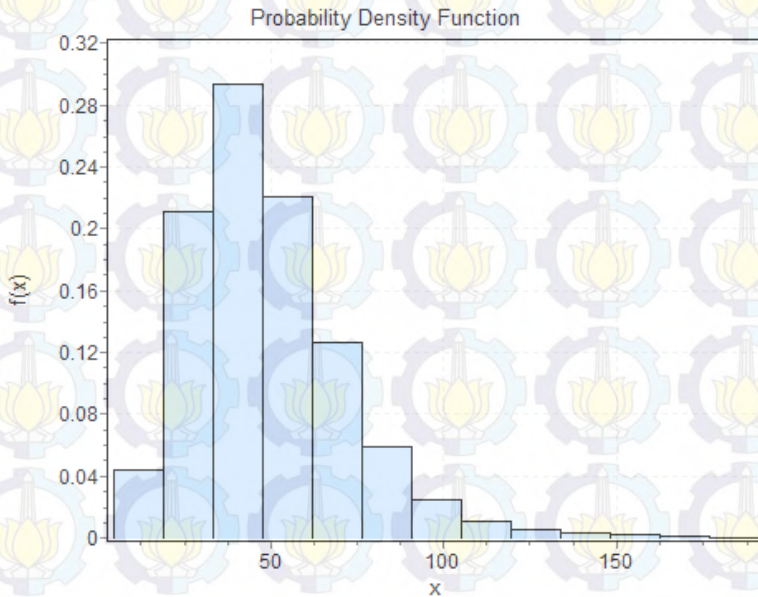


**Gambar 3.5 Grafik PDF Atribut Dependent**

Pengujian Goodness of Fit dilakukan terhadap Distribusi Poisson dengan parameter  $\lambda=0.8646$ . Hipotesa  $H_0$ =data mengikuti distribusi Poisson. Perhitungan menghasilkan nilai  $Z=0.42122$ , nilai  $Z$  hitung lebih tinggi dari nilai kritis  $Z$  tabel dengan  $\alpha=0.05$  yakni 0.01921, maka  $H_0$  ditolak. Hasil pengujian menunjukkan atribut Dependent tidak mengikuti distribusi tertentu maka distribusi yang digunakan adalah Distribusi Empiris.

### 3.3.5 Pengujian Goodness of Fit Atribut Income

Pada Gambar 3.6 dapat dilihat grafik Probability Density Function (PDF) dari atribut Income.



**Gambar 3.6 Grafik PDF Atribut Income**

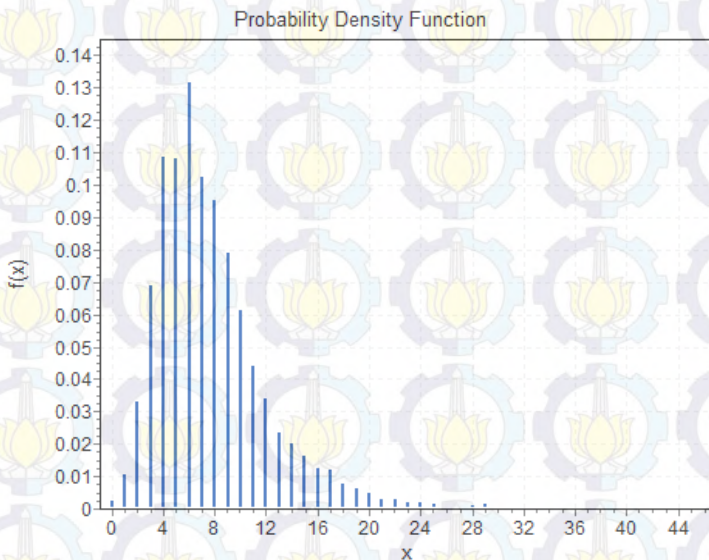
Pengujian Goodness of Fit dilakukan terhadap distribusi Gamma dengan parameter  $\alpha=4.8605$  dan  $\beta=10.008$ . Hipotesa  $H_0$ = data mengikuti distribusi Gamma. Perhitungan menghasilkan nilai  $Z=0.0125$ , nilai  $Z$  hitung lebih rendah dari nilai kritis  $Z$  tabel dengan  $\alpha=0.05$  yakni 0.01921, maka  $H_0$  diterima. Atribut Income akan dibangkitkan menggunakan distribusi Gamma.



### 3.3.6 Pengujian Goodness of Fit Atribut YrJob

Pada Gambar 3.7 dapat dilihat grafik Probability Density Function (PDF) dari atribut YrJob.

Pengujian Goodness of Fit dilakukan terhadap distribusi Negative Binomial dengan parameter  $n=7$  dan  $p=0.1473$ . Hipotesa  $H_0$ =data mengikuti distribusi Negative Binomial.



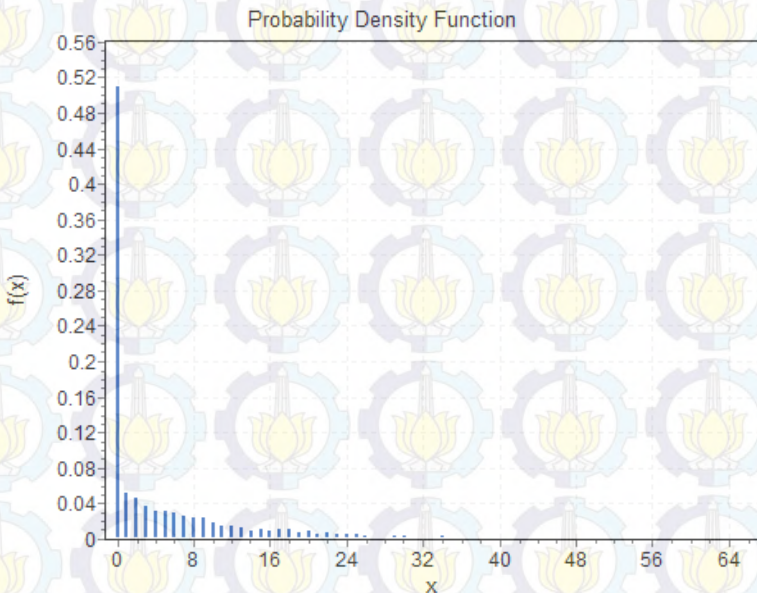
**Gambar 3.7 Grafik PDF Atribut YrJob**

Perhitungan menghasilkan nilai  $Z=0.0797$ , nilai  $Z$  hitung lebih tinggi dari nilai kritis  $Z$  tabel dengan  $\alpha= 0.05$  yakni 0.01921, maka  $H_0$  ditolak. Hasil pengujian menunjukkan atribut YrJob tidak mengikuti distribusi tertentu, maka atribut YrJob akan dibangkitkan menggunakan distribusi empiris.

### 3.3.7 Pengujian Goodness of Fit Atribut YrTown

Pada Gambar 3.8 dapat dilihat grafik Probability Density Function (PDF) dari atribut YrTown.

Pengujian Goodness of Fit dilakukan terhadap distribusi Negative Binomial dengan parameter  $n=7$  dan  $p=0.017074$ . Hipotesa  $H_0$ =data mengikuti distribusi Negative Binomial.

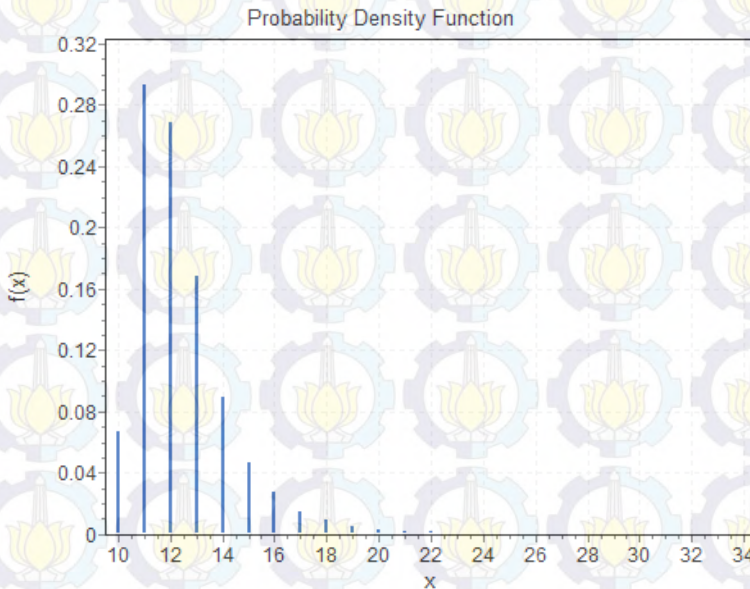


**Gambar 3.8 Grafik PDF Atribut YrTown**

Perhitungan menghasilkan nilai  $Z=0.3396$ , nilai  $Z$  hitung lebih tinggi dari nilai kritis  $Z$  tabel dengan  $\alpha=0.05$  yakni 0.01921, maka  $H_0$  ditolak. Hasil pengujian menunjukkan atribut YrTown tidak mengikuti distribusi tertentu, maka atribut YrTown akan dibangkitkan menggunakan distribusi empiris.

### 3.3.8 Pengujian Goodness of Fit Atribut YrEd

Pada Gambar 3.9, dapat dilihat grafik Probability Density Function (PDF) dari atribut YrEd



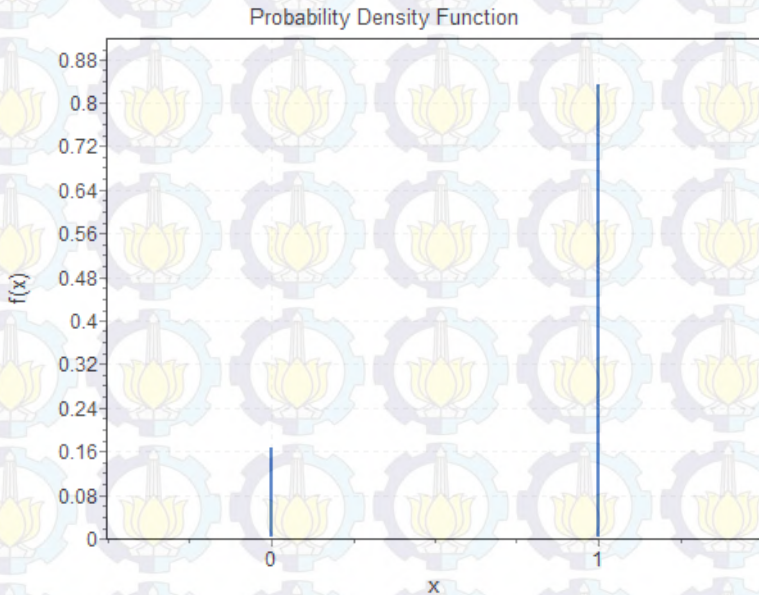
**Gambar 3.9 Grafik PDF Atribut YrEd**

Pengujian Goodness of Fit dilakukan terhadap distribusi Binomial dengan parameter  $n=17$  dan  $p=0.7005$ . Hipotesa  $H_0$  = data mengikuti distribusi Binomial. Perhitungan menghasilkan nilai  $Z=0.33418$ , nilai  $Z$  hitung lebih tinggi dari nilai kritis  $Z$  tabel dengan  $\alpha=0.05$  yakni  $0.01921$ , maka  $H_0$  ditolak. Hasil pengujian menunjukkan atribut YrEd tidak mengikuti distribusi tertentu, maka atribut YrEd akan dibangkitkan menggunakan distribusi empiris.



### 3.3.9 Pengujian Goodness of Fit Atribut DrivLic

Pada Gambar 3.10 dapat dilihat grafik Probability Density Function (PDF) dari atribut DrivLic

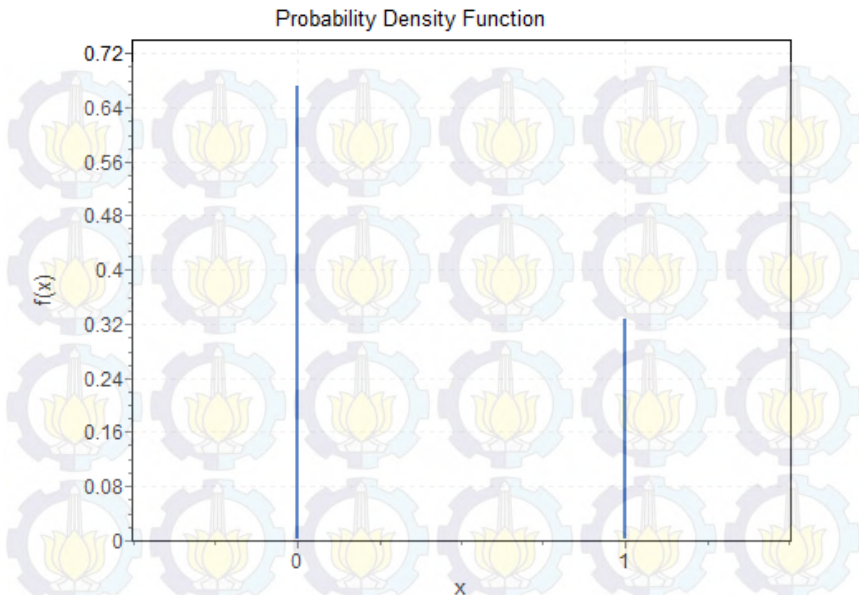


**Gambar 3.10 Grafik PDF Atribut DrivLic**

Grafik PDF atribut DrivLic menunjukkan atribut DrivLic hanya memiliki dua nilai, yakni 0 dan 1, maka distribusi yang digunakan adalah Distribusi Empiris.

### 3.3.10 Pengujian Goodness of Fit Atribut OwnHome

Pada Pada Gambar 3.11 **Error! Reference source not found.** dapat dilihat grafik Probability Density Function (PDF) dari atribut OwnHome.



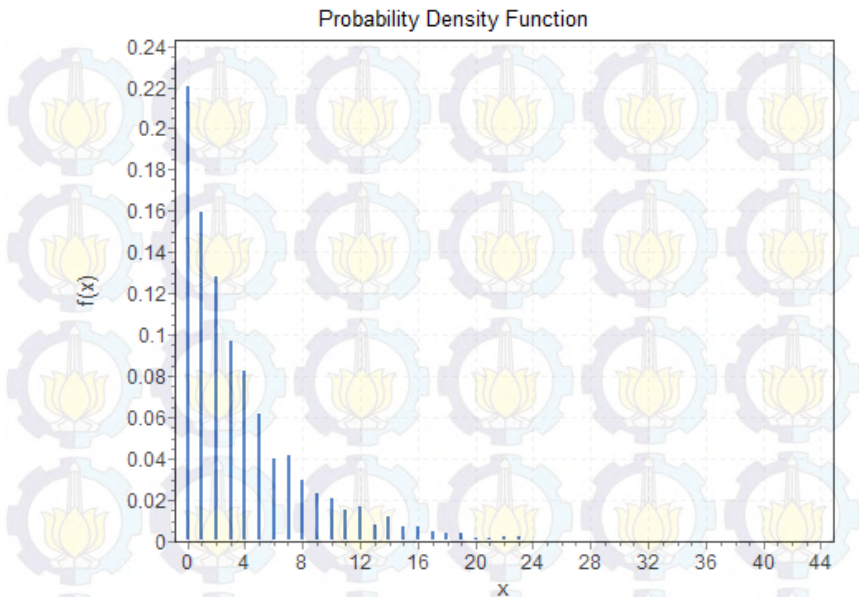
**Gambar 3.11 Grafik PDF Atribut OwnHome**

Grafik PDF atribut OwnHome menunjukkan atribut OwnHome hanya memiliki dua nilai, yakni 0 dan 1, maka distribusi yang digunakan adalah Distribusi Empiris.

### **3.3.11 Pengujian Goodness of Fit Atribut CredC**

Pada Gambar 3.12 dapat dilihat grafik Probability Density Function (PDF) dari atribut CredC.

Pengujian Goodness of Fit dilakukan terhadap distribusi Geometric dengan parameter  $p=0.20059$ . Hipotesa  $H_0$  = data mengikuti distribusi Geometric. Perhitungan menghasilkan nilai  $Z=0.20059$ , nilai Z hitung lebih tinggi dari nilai kritis Z tabel dengan  $\alpha=0.05$  yakni 0.01921, maka  $H_0$  ditolak.



**Gambar 3.12 Grafik PDF Atribut CredC**

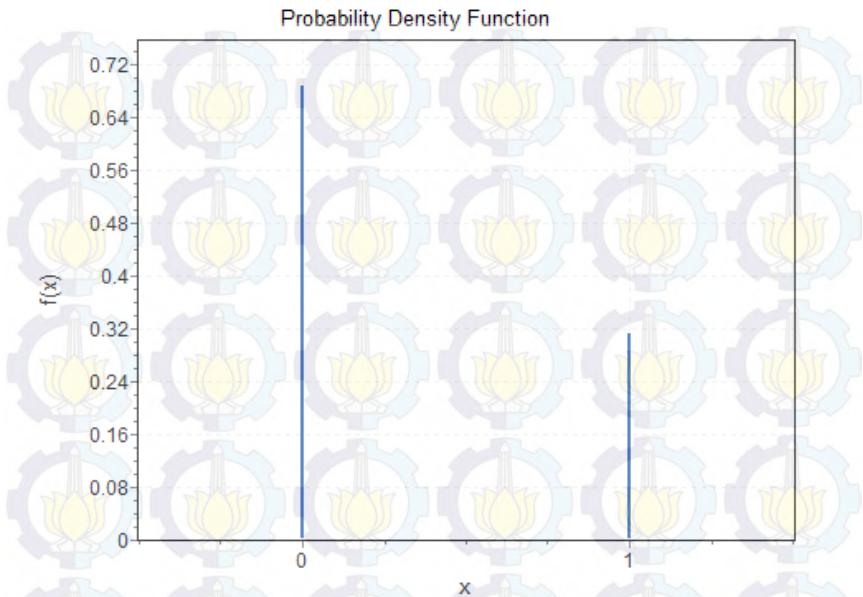
Hasil pengujian menunjukkan atribut CredC tidak mengikuti distribusi tertentu, maka atribut CredC akan dibandingkan menggunakan distribusi empiris.

### 3.3.12 Pengujian Goodness of Fit Atribut Churn

Pada Gambar 3.13 dapat dilihat grafik Probability Density Function (PDF) dari atribut Churn.

Grafik PDF atribut OwnHome menunjukkan atribut OwnHome hanya memiliki dua nilai, yakni 0 dan 1, maka distribusi yang digunakan adalah Distribusi Empiris.





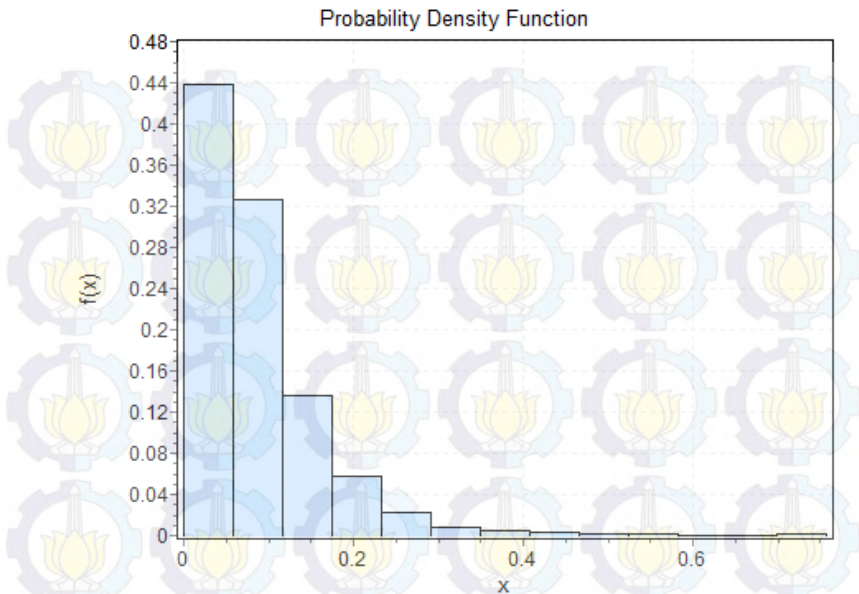
**Gambar 3.13 Grafik PDF Atribut Churn**

Grafik PDF atribut OwnHome menunjukkan atribut OwnHome hanya memiliki dua nilai, yakni 0 dan 1, maka distribusi yang digunakan adalah Distribusi Empiris.

### 3.3.13 Pengujian Goodness of Fit Atribut Progroc

Pada Gambar 3.14 dapat dilihat grafik Probability Density Function (PDF) dari atribut Progroc.

Pengujian Goodness of Fit dilakukan terhadap distribusi Geometric dengan parameter  $\alpha=0.1743$  dan  $\beta=0.4981$ . Hipotesa  $H_0$  = data mengikuti distribusi Geometric. Perhitungan menghasilkan nilai  $Z=0.03224$ , nilai  $Z$  hitung lebih tinggi dari nilai kritis  $Z$  tabel dengan  $\alpha=0.05$  yakni 0.01921, maka  $H_0$  ditolak.



**Gambar 3.14 Grafik PDF Atribut Progroc**

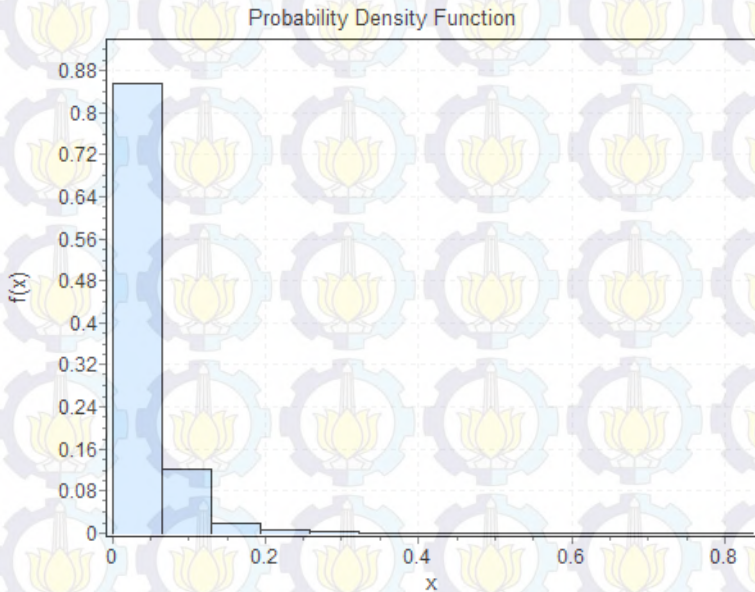
Hasil pengujian menunjukkan atribut Progroc tidak mengikuti distribusi tertentu, maka atribut Progroc akan dibandingkan menggunakan distribusi empiris.

### 3.3.14 Pengujian Goodness of Fit Atribut Prorest

Pada Gambar 3.15 dapat dilihat grafik Probability Density Function (PDF) dari atribut Prorest.

Pengujian Goodness of Fit dilakukan terhadap distribusi Weibull dengan parameter  $\alpha=1.1587$  dan  $\beta=0.0429$ . Hipotesa  $H_0$ = data mengikuti distribusi Weibul. Perhitungan menghasilkan nilai  $Z=0.147$ , nilai  $Z$  hitung lebih tinggi dari nilai kritis  $Z$  tabel dengan  $\alpha=0.05$  yakni 0.01921, maka  $H_0$  ditolak

Hasil pengujian menunjukkan atribut Prorest tidak mengikuti distribusi tertentu, maka atribut Prorest akan dibangkitkan menggunakan distribusi empiris.



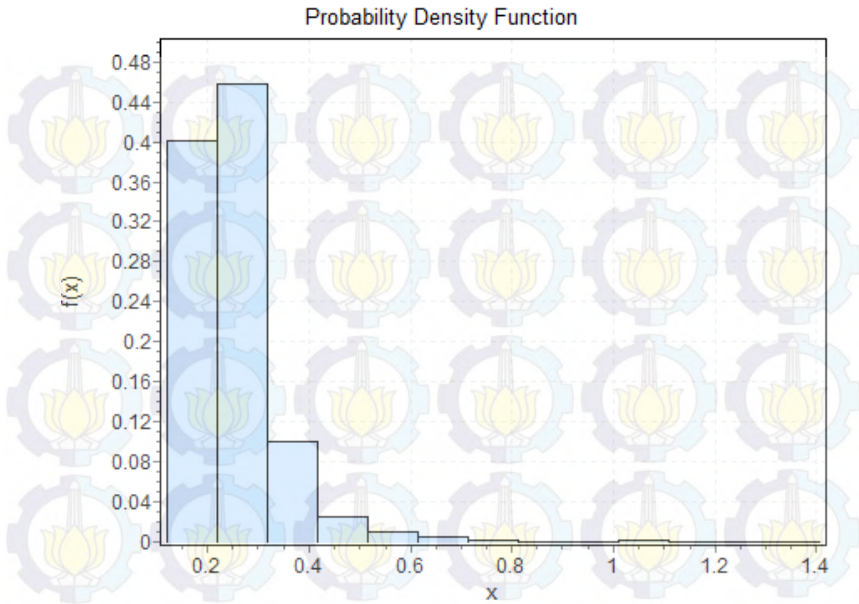
**Gambar 3.15 Grafik PDF Atribut Prorest**

### 3.3.15 Pengujian Goodness of Fit Atribut Prohouse

Pada Gambar 3.16 dapat dilihat grafik Probability Density Function (PDF) dari atribut Prohouse

Pengujian Goodness of Fit dilakukan terhadap distribusi Geometric dengan parameter  $\alpha=0.1743$  dan  $\beta=0.4981$ . Hipotesa  $H_0$ =data mengikuti distribusi Geometric. Perhitungan menghasilkan nilai  $Z=0.03224$ , nilai  $Z$  hitung lebih tinggi dari nilai kritis  $Z$  tabel dengan  $\alpha=0.05$  yakni 0.01921, maka  $H_0$  ditolak.





**Gambar 3.16 Grafik Atribut Prohouse**

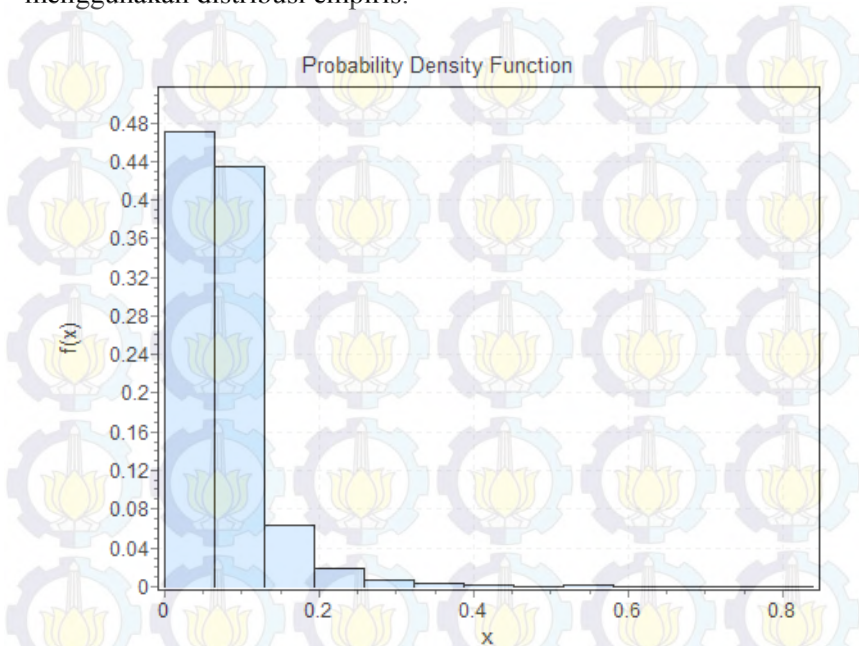
Hasil pengujian menunjukkan atribut Prohouse tidak mengikuti distribusi tertentu, maka atribut Prohouse akan dibangkitkan menggunakan distribusi empiris.

### **3.3.16 Pengujian Goodness of Fit Atribut Proutil**

Pada Gambar 3.17 dapat dilihat grafik Probability Density Function (PDF) dari atribut Proutil.

Pengujian Goodness of Fit dilakukan terhadap distribusi Gamma dengan parameter  $\alpha=3.4861$  dan  $\beta=0.02233$ . Hipotesa  $H_0$ =data mengikuti distribusi Geometric. Perhitungan menghasilkan nilai  $Z=0.0683$ , nilai  $Z$  hitung lebih tinggi dari nilai kritis  $Z$  tabel dengan  $\alpha= 0.05$  yakni 0.01921, maka  $H_0$  ditolak. Hasil pengujian menunjukkan atribut Proutil tidak mengikuti

distribusi tertentu, maka atribut Proutil akan dibangkitkan menggunakan distribusi empiris.

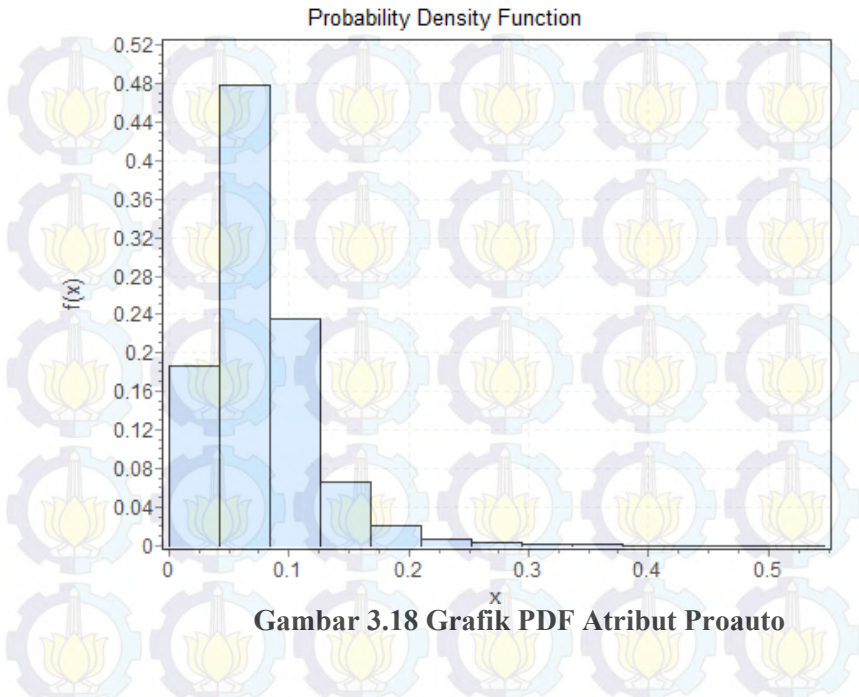


**Gambar 3.17 Grafik PDF Atribut Proutil**

### 3.3.17 Pengujian Goodness of Fit Atribut Proauto

Pada Gambar 3.18 dapat dilihat grafik Probability Density Function (PDF) dari atribut Proauto

Pengujian Goodness of Fit dilakukan terhadap distribusi Lognormal dengan parameter  $\sigma = 0.02643$  dan  $\mu = 0.07238$ . Hipotesa  $H_0$  = data mengikuti distribusi Lognormal. Perhitungan menghasilkan nilai  $Z=0.10464$ , nilai  $Z$  hitung lebih tinggi dari nilai kritis  $Z$  tabel dengan  $\alpha=0.05$  yakni 0.01921, maka  $H_0$  ditolak. Hasil pengujian menunjukkan atribut Proauto tidak mengikuti distribusi tertentu, maka atribut Proauto akan dibangkitkan menggunakan distribusi empiris.



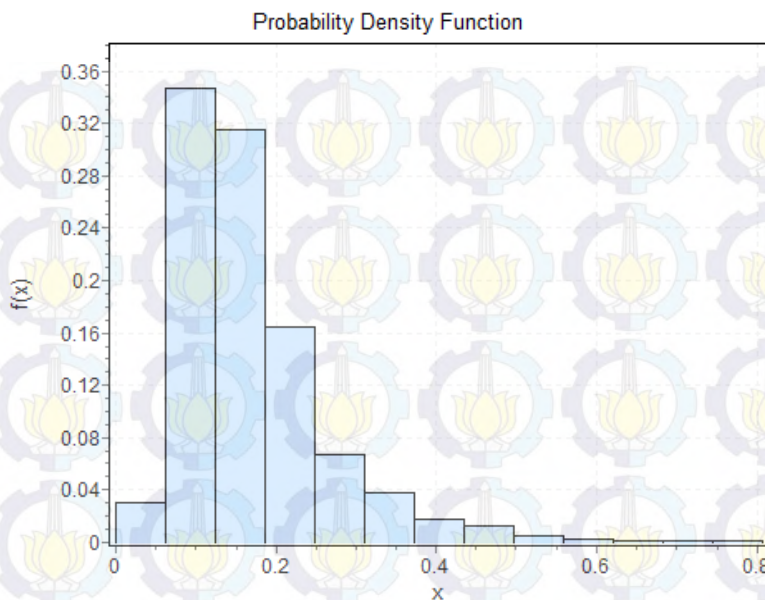
**Gambar 3.18 Grafik PDF Atribut Proauto**

### 3.3.18 Pengujian Goodness of Fit Atribut Procloth

Pada Gambar 3.19 Grafik PDF Atribut Procloth dapat dilihat grafik Probability Density Function (PDF) dari atribut Procloth

Pengujian Godness of Fit dilakukan terhadap distribusi Logistic dengan parameter  $\sigma=0.02643$  dan  $\mu=0.07238$ . Hipotesa  $H_0$  = data mengikuti distribusi Lognormal. Perhitungan menghasilkan nilai  $Z=0.1161$ , nilai  $Z$  hitung lebih tinggi dari nilai kritis  $Z$  tabel dengan  $\alpha=0.05$  yakni 0.01921, maka  $H_0$  ditolak. Hasil pengujian menunjukkan atribut Procloth tidak mengikuti distribusi tertentu, maka atribut Procloth akan dibangkitkan menggunakan distribusi empiris.



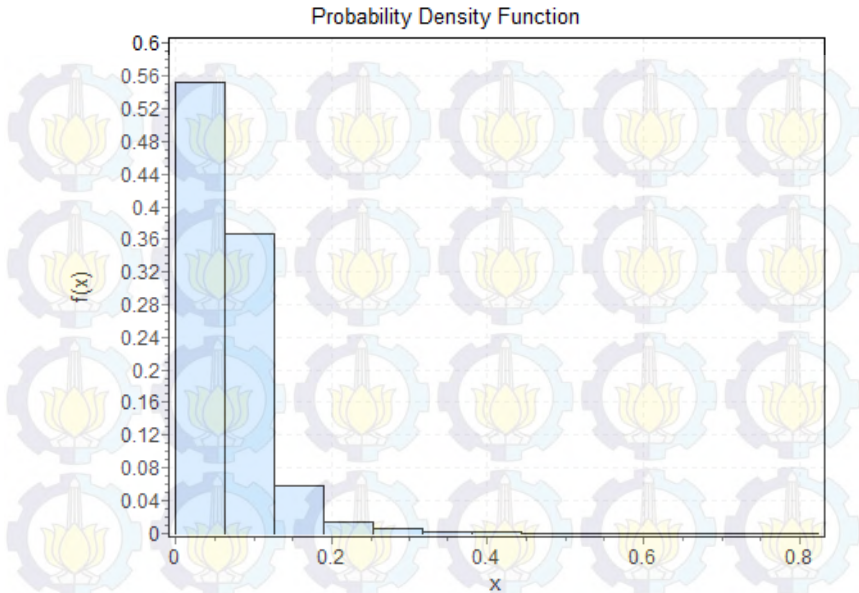


**Gambar 3.19 Grafik PDF Atribut Procloth**

### 3.3.19 Pengujian Goodness of Fit Atribut Proent

Pada Gambar 3.20 dapat dilihat grafik Probability Density Function (PDF) dari atribut Proent

Pengujian Godness of Fit dilakukan terhadap distribusi Gamma dengan parameter  $\alpha=3.1557$  dan  $\beta=0.02218$ . Hipotesa  $H_0$ = data mengikuti distribusi Gamma. Perhitungan menghasilkan nilai  $Z=0.0599$ , nilai  $Z$  hitung lebih tinggi dari nilai kritis  $Z$  tabel dengan  $\alpha = 0.05$  yakni  $0.01921$ , maka  $H_0$  ditolak. Hasil pengujian menunjukkan atribut Proent tidak mengikuti distribusi tertentu, maka atribut Proent akan dibangkitkan menggunakan distribusi empiris.



**Gambar 3.20 Grafik PDF Atribut Proent**

### **3.4 Perancangan Pembangkitan Data**

Pada bagian ini dijelaskan mengenai rancangan pembangkitan data menggunakan distribusi empiris untuk variabel diskrit dan kontinyu. Rancangan dijelaskan menggunakan *pseudocode*.

#### **3.4.1 Variabel yang Digunakan pada *Pseudocode* Pembangkitan Data**

Pada subbab ini dijelaskan bahwa variabel yang digunakan dalam *Pseudocode* meliputi nama variabel, tipe data, dan penjelasannya. Daftar variabel yang digunakan ditunjukkan pada Tabel 3.3

**Tabel 3.3 Daftar Variabel yang Digunakan pada Proses Pembangkitan Data**

No	Variabel	Tipe	Penjelasan
1.	A	int	Data masukan, data asli pengguna kartu kredit
2.	var	int	Data dari salah satu atribut pengguna kartu kredit, atribut yang akan dibangkitkan
3.	af	int	Nilai yang kemungkinan muncul pada data var
4.	xx	int	Seluruh nilai yang muncul pada data var
5.	interval	double	Data yang digunakan untuk dasar pembangkitan. Meliputi nilai yang muncul, frekuensi kumulatif, frekuensi relative, dan jarak antar frekuensi
6.	x	int	Data hasil pembangkitan
7.	datagenerated	int	Data hasil pembangkitan seluruh atribut

### **3.4.2 Perancangan Pembangkitan Data Variabel Diskrit Menggunakan Distribusi Empiris**

Berikut ini merupakan perancangan untuk membangkitkan data variabel diskrit menggunakan distribusi empiris. Data yang dibangkitkan adalah data untuk variabel Age, Gender, Income, YrJob, YrTown, YrEd, DriveLic, CredC, dan Churn. Pseudocode proses pembangkitan ditunjukkan pada Gambar 3.21. Data masukan adalah data pengguna kartu kredit dan atribut yang akan dibangkitkan.



Input	Data asli pengguna kartu kredit A, variabel atribut
Output	Data hasil pembangkitan datagenerated
1	Load data $A \leftarrow \text{importdata}('ExpenditureNumbers.csv')$ $\text{var} \leftarrow A.\text{data}(:, \text{atribut})$
2	Tentukan angka berapa saja yang muncul $a \leftarrow 1$ For $i \leftarrow \min(\text{var}) : \max(\text{var})$ $\text{af}(a,1) \leftarrow i$ $a \leftarrow a+1$ endfor For $i \leftarrow 1 : \text{length}(\text{var})$ For $j \leftarrow \min(\text{var}) : \max(\text{var})$ If $(\text{var}(j) == \text{af}(i,1))$ $\text{af}(j,2) \leftarrow \text{af}(j,2) + 1$ endif endfor endfor for $I \leftarrow 1 : \text{size}(\text{af},1)$ if $(\text{af}(i,2) > 0)$ $\text{xx} \leftarrow \text{af}(i,2)$ endif endfor interval $\leftarrow \text{xx}$
3	Hitung frekuensi relatif tiap nilai interval For $i \leftarrow 1 : \text{length}(\text{xx})$ interval $(i,2) \leftarrow \text{sum}(\text{var} == \text{interval}(I,1)) / 10000$ endfor
4	Hitung frekuensi kumulatif tiap nilai interval For $i \leftarrow 1 : \text{length}(\text{xx})$ interval $(i,3) \leftarrow \text{interval}(i,2) + \text{interval}(i-1,3)$

**Gambar 3.21 Pseudocode Pembangkitan Data Variabel Diskrit (Bagian 1)**

5	<pre> endfor Hitung nilai jarak antar interval For i ← 1:length(xx)   If (i&gt;1)     interval(i,4) ← interval(i-1,5)     interval(I,5) ←       interval(I,4) + interval(i,2)   else     interval(I,4) ← 0     interval(I,5) ← interval(i,2)   endif endifor </pre>
6	<pre> Bangkitkan data dari Random R For k ← 1:10000   R ← random   For i ← length(xx)     If (R&gt;=interval(i,4)       &amp; R&lt;interval(i,5))       x(k,1)=interval(i,1)     endif   endfor endfor datagenerated(:,atribut) ← x(:,1) </pre>

**Gambar 3.22 Pseudocode Pembangkitan Data Variabel Diskrit (Bagian 2)**

### 3.4.3 Perancangan Pembangkitan Data Variabel Kontinyu Menggunakan Distribusi Empiris

Berikut ini merupakan perancangan untuk membangkitkan data variabel diskrit menggunakan distribusi empiris. Data yang dibangkitkan adalah data untuk variabel Progro, Prorest, Prohouse, Proutil, Proauto, Procloth, Proent. Pseudocode proses pembangkitan ditunjukkan pada Gambar 3.23. Data masukan adalah data pembelian kartu kredit dan atribut pembelian yang akan dibangkitkan

Input	Data asli pengguna kartu kredit A, variabel atribut
Output	Data hasil pembangkitan datagenerated
1	Load data $A \leftarrow \text{importdata}('ExpenditureNumbers.csv')$ $\text{var} \leftarrow A.\text{data}(:, \text{atribut})$
2	Tentukan angka berapa saja yang muncul $a \leftarrow 1$ For $i \leftarrow \min(\text{var}) : \max(\text{var})$ $\text{af}(a,1) \leftarrow i$ $a \leftarrow a+1$ endfor For $i \leftarrow 1 : \text{length}(\text{var})$ For $j \leftarrow \min(\text{var}) : \max(\text{var})$ If $(\text{var}(j) == \text{af}(i,1))$ $\text{af}(j,2) \leftarrow \text{af}(j,2) + 1$ endif endfor endfor for $I \leftarrow 1 : \text{size}(\text{af},1)$ if $(\text{af}(i,2) > 0)$ $\text{xx} \leftarrow \text{af}(i,2)$ endif endfor interval $\leftarrow \text{xx}$
3	Hitung frekuensi relatif tiap nilai interval For $i \leftarrow 1 : \text{length}(\text{xx})$ interval( $i,2$ ) $\leftarrow$ $\text{sum}(\text{var} == \text{interval}(I,1)) / 10000$ endfor

**Gambar 3.23 Pseudocode Pembangkitan Data Variabel Kontinyu (Bagian 1)**



4	<p>Hitung frekuensi kumulatif tiap nilai interval</p> <pre> For i ← 1:length(xx)     interval(i,3) ←         interval(i,2)+interval(i-1,3) endfor </pre>
5	<p>Hitung nilai slope</p> <pre> For i ← 1:length(xx)     If (i==1)         interval(i,4) ←             interval(I,1)/interval(I,3)     else         interval(I,4) ←             interval(i,1)-(interval(i-1,1) /             interval(i,3)-interval(i-1,3)     endif endfor </pre>
6	<p>Bangkitkan data dari Random R</p> <pre> For k ← 1:10000     R ← random     For i ← length(xx)         If (R&gt;interval(i,3) &amp;         R&gt;interval(i+1,3))             Datagenerated(k,atribut)=                 (interval(i,1)+(interval(i+1,4) *                 (R-(interval(i,3)))) / 1000         Else             Datagenerated(k,atribut)=                 (interval(i,1)+(interval(i,4) *                 (R-(interval(i,3)))) / 1000         endif     endfor endfor datagenerated(:,atribut) ← x(:,1) </pre>

**Gambar 3.24 Pseudocode Pembangkitan Data Variabel Kontinyu (Bagian 2)**

### 3.5 Perancangan Kategorisasi Data

Data pengguna kartu kredit memiliki banyak atribut dengan tipe data yang bermacam-macam. Beberapa atribut memiliki rentang nilai yang cukup panjang. Untuk memudahkan proses klasifikasi maka rentang data tersebut dibuat lebih pendek menjadi kategori-kategori. Tabel 4.1 menunjukkan pembagian kategori untuk semua atribut data pengguna kartu kredit

**Tabel 3.4 Tabel Pembagian Kategori Data**

no	Variabel	Tipe data	Kategori 1 (0)	Kategori 2 (1)	Kategori 3 (2)
1	Age	Integer	<32	32-48	48>
2	Gender	Binary	wanita	pria	
3	Marital	Categorical	Belum Menikah	Bercerai	Menikah
4	Dependents	Integer	0	1	1>
5	Income	Continuous	<34.000	34.000 – 55.000	50.000>
6	YrJob	Integer	<5	5 - 10	10>
7	YrTown	Integer	<1	1 - 5	5>
8	YrEd	Integer	<12	12 - 15	15>
9	DrivLic	Binary	Tidak	Ya	
10	OwnHome	Binary	Tidak	Ya	
11	CredC	Integer	0	1	1>
12	Churn	Integer	0	1	1>

## **BAB V**

### **UJI COBA DAN EVALUASI**

Pada bab ini akan dijelaskan uji coba yang dilakukan pada aplikasi yang telah dikerjakan serta analisa dari uji coba yang telah dilakukan. Pembahasan pengujian meliputi lingkungan uji coba, Pengujian algoritma dan aplikasi serta evaluasi uji coba.

#### **5.1 Lingkungan Uji Coba**

Dalam melakukan proses uji coba dan evaluasi dari Tugas Akhir ini menggunakan perangkat keras komputer dengan prosesor yang mempunyai spesifikasi Intel(R) Core(TM) i3 – 3240 CPU @ 3.40GHz (4 CPUs), ~3.4GHz yang menggunakan memori sebesar 4.0 GB. Untuk sistem operasi yang digunakan adalah Windows 8.1 Pro 64-bit, dalam melakukan implementasi program menggunakan perangkat lunak Matlab R2011b serta Microsoft Office Excel 2013 dalam pengolahan beberapa tabel yang terdapat pada Tugas Akhir ini.

#### **5.2 Data Pengujian**

Data masukan yang digunakan pada uji coba Tugas Akhir ini adalah data pengguna kartu kredit. Data masukan direpresentasikan kedalam suatu file dengan format *Comma Separated Values* (CSV). Contoh data masukan tersebut dapat dilihat pada Tabel 2.1

#### **5.3 Skenario Uji Coba**

Pada bagian ini akan dijelaskan tentang skenario uji coba program yang telah dibuat. Skenario dalam uji coba ini adalah perbandingan hasil klasifikasi untuk tiap kelas pembelanjaan kartu kredit dengan menggunakan data hasil pembangkitan yang dilakukan berulang-ulang. Jumlah Perulangan



dilakukan berbeda-beda untuk dibandingkan antar skenario uji coba

1. Skenario 1  
Perbandingan hasil klasifikasi untuk tiap kelas pembelanjaan kartu kredit dengan perulangan pembangkitan data sebanyak 50 kali.
2. Skenario 2  
Perbandingan hasil klasifikasi untuk tiap kelas pembelanjaan kartu kredit dengan perulangan pembangkitan data sebanyak 100 kali.
3. Skenario 3  
Perbandingan hasil klasifikasi untuk tiap kelas pembelanjaan kartu kredit dengan perulangan pembangkitan data sebanyak 200 kali.
4. Skenario 4  
Perbandingan hasil klasifikasi untuk tiap kelas pembelanjaan kartu kredit dengan perulangan pembangkitan data sebanyak 500 kali.

## **5.4 Uji Kinerja**

Pada tahap ini akan dilakukan pengujian kinerja program terhadap perbedaan jumlah perulangan pembangkitan data dan klasifikasi untuk tiap kelas pembelanjaan. Uji kinerja dilakukan untuk empat skenario seperti telah dijelaskan di bagian sebelumnya.

### **5.4.1 Uji Kinerja Skenario 1**

Pada bagian ini ditunjukkan hasil uji kinerja skenario 1. Pada Skenario 1, program yang sudah dibuat dijalankan berulang sebanyak 50 kali. Hasil akurasi klasifikasi ditunjukkan pada Tabel 5.1. Dari semua atribut jenis pembelanjaan, atribut Prorntl memiliki nilai akurasi maksimum yang paling tinggi

dengan akurasi 58%, atribut Proent memiliki rata-rata tingkat akurasi tertinggi dengan nilai 54.414%.

**Tabel 5.1 Hasil Uji Coba dengan Perulangan 50 kali**

No	Kelas	Akurasi(%)		
		Maksimum	Minimum	Rata-rata
1	Progroc	56.7	49.8	53.712
2	Prorest	57.3	49.8	53.896
3	Prohous	57.4	49.2	53.992
4	Proutil	57.6	51.6	54.042
5	Proauto	54.4	44.6	49.986
6	Proclot	56.3	49.3	53.618
7	Proent	58	51.9	54.414

#### 5.4.2 Uji Kinerja Skenario 2

Pada bagian ini ditunjukkan hasil uji kinerja skenario 2. Pada Skenario 2, program yang sudah dibuat dijalankan berulang sebanyak 100 kali. Hasil akurasi klasifikasi ditunjukkan pada Tabel 5.2. Dari semua atribut jenis pembelanjaan, atribut Progroc memiliki nilai akurasi maksimum paling tinggi dengan nilai akurasi 58.6% atribut Progroc juga memiliki rata-rata akurasi paling tinggi dengan nilai 54.064%.

**Tabel 5.2 Hasil Uji Coba dengan Perulangan 100 kali**

No	Kelas	Akurasi(%)		
		Maksimum	Minimum	Rata-rata
1	Progroc	58.6	49.7	54.064
2	Prorest	57.3	50.3	54.028
3	Prohous	57.3	49.7	54.055
4	Proutil	57.7	50.4	54.32
5	Proauto	54.7	46.	50.133
6	Proclot	56.4	49.8	53.242
7	Proent	57.9	48.8	54.014

### 5.4.3 Uji Kinerja Skenario 3

Pada bagian ini ditunjukkan hasil uji kinerja skenario 3. Pada Skenario 3, program yang sudah dibuat dijalankan berulang sebanyak 200 kali. Hasil akurasi klasifikasi ditunjukkan pada Tabel 5.3. Atribut yang memiliki nilai maksimum akurasi tertinggi adalah Prorest dan Prohous dengan nilai sama, yakni 59.3%. Atribut Proent memiliki nilai akurasi rata-rata tertinggi dengan nilai 54.317%.

**Tabel 5.3**Hasil Uji Coba dengan Perulangan 200 kali

No	Kelas	Akurasi(%)		
		Maksimum	Minimum	Rata-rata
1	Progroc	57.6	49.6	53.982
2	Prorest	59.3	49.9	53.615
3	Prohous	59.3	50	54.125
4	Proutil	57.4	49.3	54.229
5	Proauto	56.9	45.3	50.106
6	Proclot	57.6	49.1	53.225
7	Proent	59.2	48.8	54.317

### 5.4.4 Uji Kinerja Skenario 4

Pada bagian ini ditunjukkan hasil uji kinerja skenario 4. Pada Skenario 4, program yang sudah dibuat dijalankan berulang sebanyak 500 kali. Hasil akurasi klasifikasi ditunjukkan pada **Error! Reference source not found.** Nilai akurasi maksimum tertinggi adalah atribut Proent dengan nilai 59.6%, akurasi rata-rata tertingi adalah atribut Proent dengan nilai akurasi 54.326%.



**Tabel 5.4 Hasil Uji Coba dengan Perulangan 200 kali**

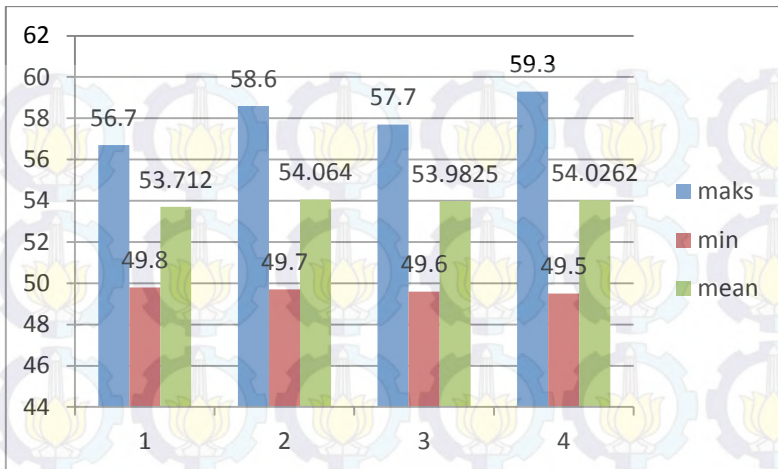
No	Kelas	Akurasi(%)		
		Maksimum	Minimum	Rata-rata
1	Progroc	59.3	49.5	54.026
2	Prorest	58.2	48.3	53.508
3	Prohous	59	48.8	53.988
4	Proutil	58.4	49	54.082
5	Proauto	54.9	45.6	50.104
6	Procloth	57.8	48.7	53.398
7	Proent	59.6	49.7	54.326

## 5.5 Uji Perbandingan

Pada bagian ini akan dilakukan perbandingan hasil klasifikasi tiap kelas pembelanjaan kartu kredit terhadap perulangan pembangkitan data yang dilakukan pada tiap skenario uji coba.

### 5.5.1 Hasil Uji Perbandingan kelas Pembelanjaan Progroc

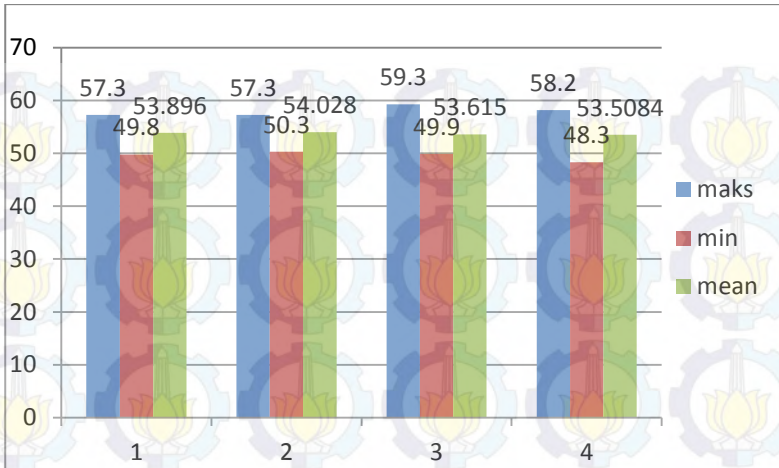
Subbab ini menunjukkan hasil uji perbandingan hasil klasifikasi kelas pembelanjaan Progroc terhadap empat skenario uji coba yang telah dilakukan. Hasil perbandingan ditunjukkan pada Gambar 5.1. Dari skenario uji coba yang telah dilakukan, atribut Progroc mendapatkan nilai akurasi maksimal tertinggi 59.3%, yakni pada uji coba skenario ketiga dengan perulangan 500 kali. Antara skenario uji coban nilai akurasi maksimum relatif meningkat dari 56.7% pada skenario 1, 58,6% pada skenario 2, 57.7% pada skenario 3, dan 59.3% pada skenario keempat. Nilai akurasi rata-rata tidak jauh berbeda antar skenario uji coba dengan nilai 53.71%, 54.064%, 53.982%, dan 54.026% pada skenario uji coba 1,2,3, dan 4.



**Gambar 5.1 Grafik Akurasi Kelas Progorc pada Semua Uji Coba**

### 5.5.2 Hasil Uji Perbandingan kelas Pembelanjaan Prorest

Subbab ini menunjukkan hasil uji perbandingan hasil klasifikasi kelas pembelanjaan Prorest terhadap empat skenario uji coba yang telah dilakukan. Hasil perbandingan ditunjukkan pada Gambar 5.2. Nilai maksimum tertinggi dari atribut Prorest terdapat pada skenario uji coba ketiga yakni dengan nilai 59.3%. akurasi maksimum meningkat dari uji coba skenario 1, 2, dan 3, namun menurun pada uji coba skenario keempat. Nilai akurasi rata-rata antar uji coba meningkat dari uji coba skenario 1 ke uji coba skenario 2, namun menurun pada skenario 3 dan 4 dengan nilai 53.896%, 54.028%, 53.615%, dan 53.508% pada uji coba skenario 1, 2, 3, dan 4.

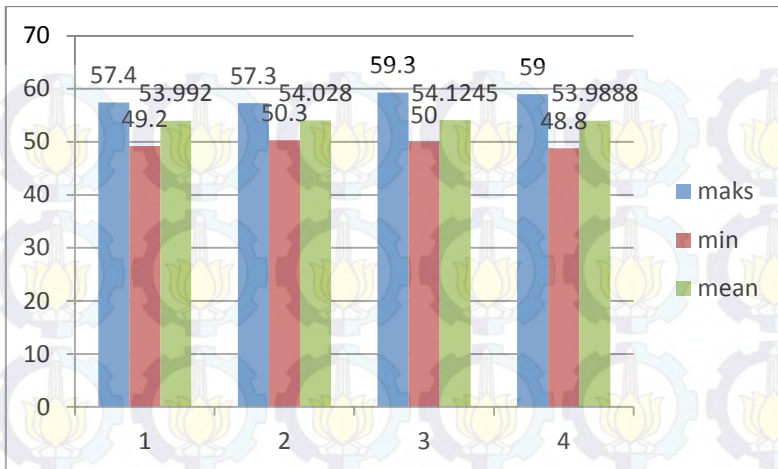


**Gambar 5.2 Grafik Akurasi Kelas Prorest pada Semua Uji Coba**

### 5.5.3 Hasil Uji Perbandingan Kelas Pembelanjaan Prohouse

Subbab ini menunjukkan hasil uji perbandingan hasil klasifikasi kelas pembelanjaan Prohouse terhadap empat skenario uji coba yang telah dilakukan. Hasil perbandingan ditunjukkan pada Gambar 5.3. Nilai maksimum tertinggi dari klasifikasi kelas pembelanjaan prohouse ada pada uji coba skenario 3 dengan 59.3%. Untuk akurasi rata-rata tertinggi juga ada pada uji coba skenario ketiga dengan nilai akurasi 54.124%.

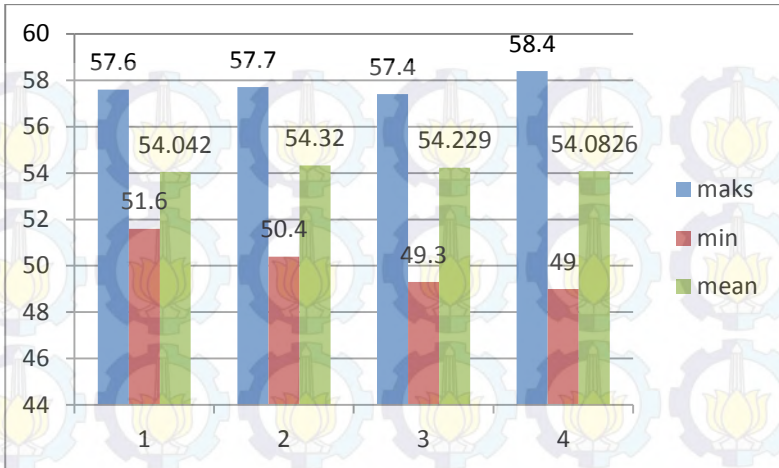




**Gambar 5.3 Grafik Akurasi Kelas Prohouse pada Semua Uji Coba**

#### 5.5.4 Hasil Uji Perbandingan Kelas Pembelanjaan Proutil

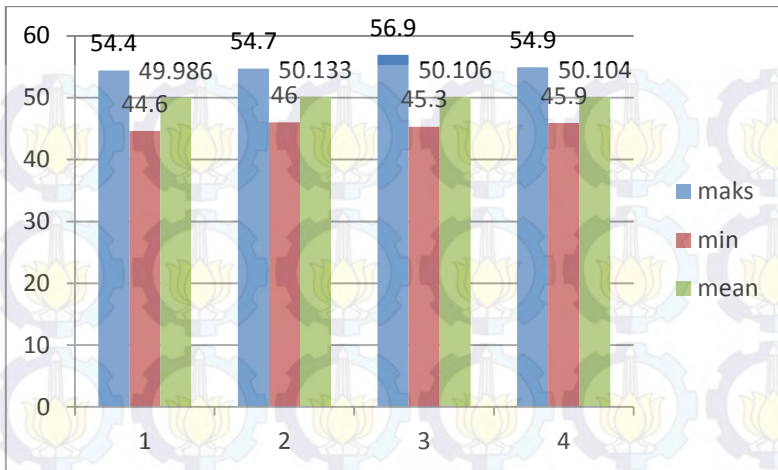
Subbab ini menunjukkan hasil uji perbandingan hasil klasifikasi kelas pembelanjaan Proutil terhadap empat skenario uji coba yang telah dilakukan. Hasil perbandingan ditunjukkan pada Gambar 5.4. Nilai akurasi maksimum pada uji coba skenario 1,2,3, dan 4 adalah 57.6%, 57.7%, 57.4%, dan 58.4%. Nilai rata-rata akurasi adalah 54.04%, 54.32%, 54.229%, dan 54.082% pada uji coba skenario 1,2,3, dan 4.



**Gambar 5.4 Grafik Akurasi Kelas Proutil pada Semua Uji Coba**

### 5.5.5 Hasil Uji Perbandingan Kelas Pembelanjaan Proauto

Subbab ini menunjukkan hasil uji perbandingan hasil lasifikasi kelas pembelanjaan Proauto terhadap empat skenario uji coba yang telah dilakukan. Hasil perbandingan ditunjukkan pada Gambar 5.5. Akurasi maksimum atribut kelas pembelanjaan Proauto memiliki nilai tertinggi pada uji coba skenario ketiga dengan nilai 56.9%, lebih tinggi dari uji coba skenario 1,2 dan 4, dengan nilai 54.4%, 54.7%, dan 54.9%. rata-rata nilai klasifikasi kelas ini adalah 49.986%, 50.133%, 50.106%, dan 50.104% pada uji coba skenario 1,2,3, dan 4.

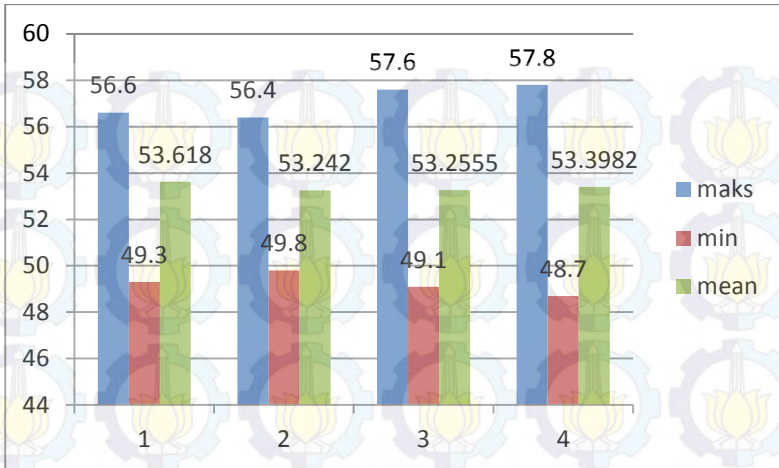


**Gambar 5.5 Grafik Akurasi Kelas Proauto pada Semua Uji Coba**

### **5.5.6 Hasil Uji Perbandingan Kelas Pembelanjaan Procloth**

Subbab ini menunjukkan hasil uji perbandingan hasil klasifikasi kelas pembelanjaan Procloth terhadap empat skenario uji coba yang telah dilakukan. Hasil perbandingan ditunjukkan pada Gambar 5.6. Hasil uji coba skenario 1 sampai 4 menunjukkan nilai maksimum tertinggi klasifikasi kelas Procloth ada pada uji coba keempat dengan nilai 57.8%, sedangkan nilai rata-rata klasifikasi tertinggi ada pada uji coba skenario pertama dengan nilai 53.618%.

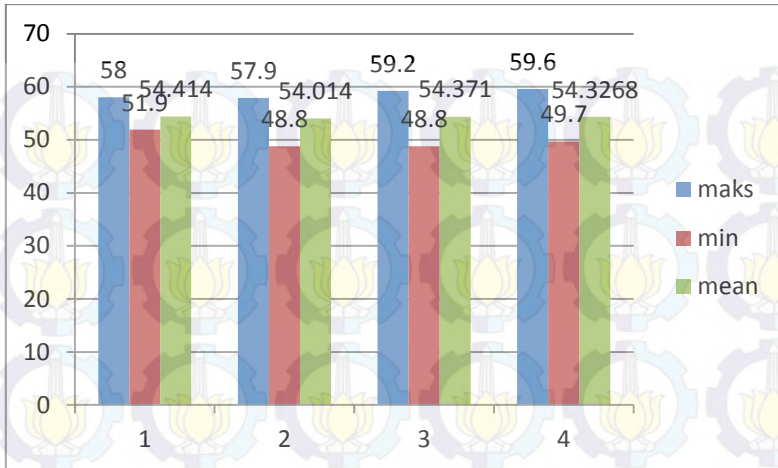




Gambar 5.6 Grafik Akurasi Kelas Procloth pada Semua Uji Coba

### 5.5.7 Hasil Uji Perbandingan kelas pembelanjaan Proent

Subbab ini menunjukkan hasil uji perbandingan hasil klasifikasi kelas pembelanjaan Proent terhadap empat skenario uji coba yang telah dilakukan. Hasil perbandingan ditunjukkan pada Gambar 5.7. Hasil uji coba skenario 1 sampai 4 menunjukkan nilai maksimum tertinggi klasifikasi kelas Proent ada pada uji coba keempat dengan nilai maksimum 59.6%. nilai klasifikasi maksimum relatif naik dari uji coba kesatu hingga keempat yakni 58%, 57.9, 59.2%, dan 59.6%. Nilai rata-rata maksimum terdapat pada skenario uji coba kesatu dengan nilai 54.414%, lalu turun menjadi 54.014% pada skenario uji coba kedua, naik menjadi 54.371% pada uji coba ketiga dan turun lagi menjadi 54.326% pada skenario uji coba keempat.



**Gambar 5.7 Grafik Akurasi Kelas Proent pada Semua Uji Coba**

## 5.6 Evaluasi Hasil

Dari keempat skenario uji coba, hasil klasifikasi yang didapat cukup rendah yakni dibawah 60%. Hal ini dapat disebabkan oleh tidak adanya analisis keterkaitan data antar atribut saat proses pembangkitan. Pembangkitan data dilakukan satu per satu persatu atribut, sehingga antar atribut tidak memiliki keterkaitan sama sekali.

## **BAB VI**

### **KESIMPULAN DAN SARAN**

Bab ini membahas mengenai kesimpulan yang dapat diambil dari hasil uji coba yang telah dilakukan sebagai jawaban dari rumusan masalah yang dikemukakan. Selain kesimpulan, juga terdapat saran yang ditujukan untuk pengembangan perangkat lunak lebih lanjut.

#### **6.1 Kesimpulan**

Dari hasil uji coba yang telah dilakukan terhadap implementasi simulasi monte carlo dan klasifikasi decision tree diambil kesimpulan sebagai berikut:

1. Simulasi Monte Carlo dapat digunakan untuk pembangkitan data pengguna dan pembelanjaan kartu kredit
2. Hasil iterasi perulangan simulasi untuk pembangkitan data dan klasifikasi memiliki nilai akurasi tertinggi 59.6% untuk kelas pembelanjaan Proent pada simulasi perulangan 500 kali, hasil akurasi klasifikasi terendah yakni 46.6% untuk kelas pembelanjaan Procloth pada simulasi perulangan 50 kali.
3. Jumlah iterasi tidak mempengaruhi rata-rata nilai akurasi klasifikasi, namun mempengaruhi nilai akurasi maksimum dan minimum untuk tiap kelas dalam tiap proses skenario uji coba

#### **6.2 Saran**

Saran yang diberikan untuk pengembangan Tugas Akhir ini adalah diperlukan analisis lebih mendalam pada proses pembangkitan data untuk diharapkan mendapat hasil klasifikasi yang lebih baik..



## **BAB VI**

### **KESIMPULAN DAN SARAN**

Bab ini membahas mengenai kesimpulan yang dapat diambil dari hasil uji coba yang telah dilakukan sebagai jawaban dari rumusan masalah yang dikemukakan. Selain kesimpulan, juga terdapat saran yang ditujukan untuk pengembangan perangkat lunak lebih lanjut.

#### **6.1 Kesimpulan**

Dari hasil uji coba yang telah dilakukan terhadap implementasi simulasi monte carlo dan klasifikasi decision tree diambil kesimpulan sebagai berikut:

1. Simulasi Monte Carlo dapat digunakan untuk pembangkitan data pengguna dan pembelanjaan kartu kredit
2. Hasil iterasi perulangan simulasi untuk pembangkitan data dan klasifikasi memiliki nilai akurasi tertinggi 59.6% untuk kelas pembelanjaan Proent pada simulasi perulangan 500 kali, hasil akurasi klasifikasi terendah yakni 46.6% untuk kelas pembelanjaan Procloth pada simulasi perulangan 50 kali.
3. Jumlah iterasi tidak mempengaruhi rata-rata nilai akurasi klasifikasi, namun mempengaruhi nilai akurasi maksimum dan minimum untuk tiap kelas dalam tiap proses skenario uji coba

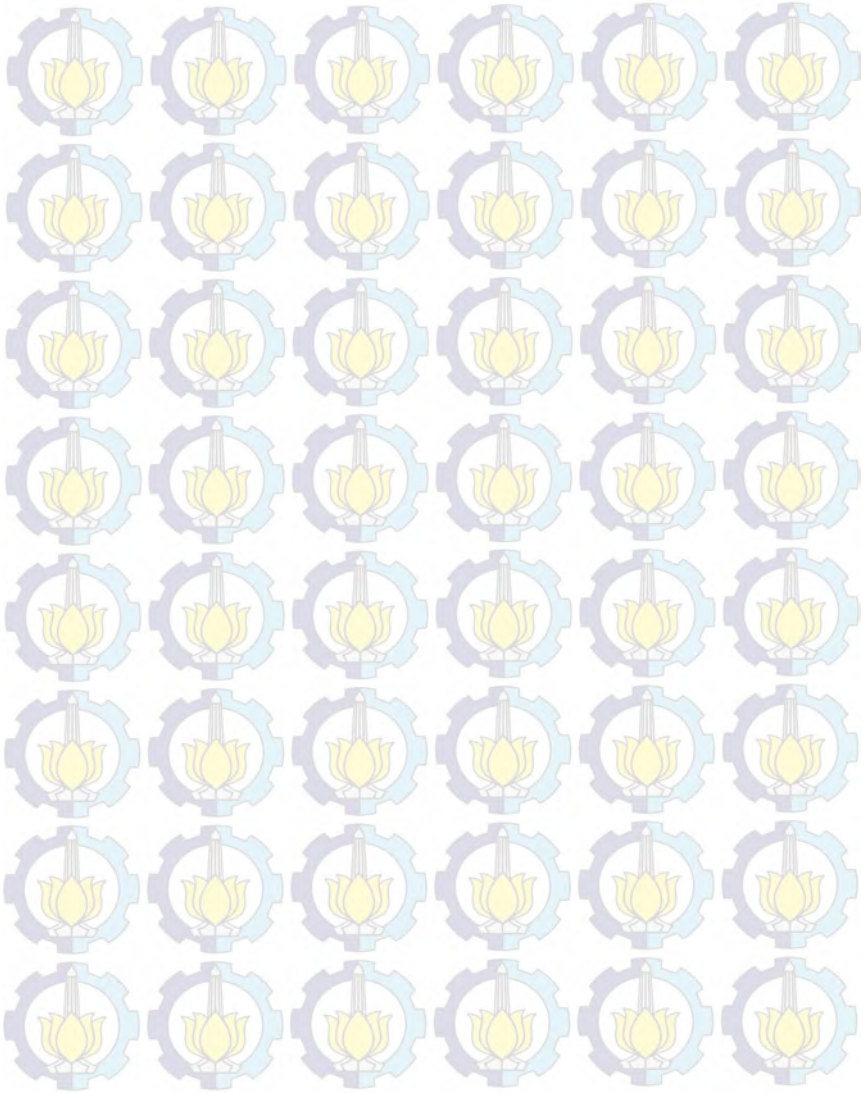
#### **6.2 Saran**

Saran yang diberikan untuk pengembangan Tugas Akhir ini adalah diperlukan analisis lebih mendalam pada proses pembangkitan data untuk diharapkan mendapat hasil klasifikasi yang lebih baik..

## DAFTAR PUSTAKA

- Achmad, M. (2008). Simulasi Monte Carlo. In *Teknik Simulasi dan Pemodelan*.
- Banks, J. (n.d.). *Discrete-Event System Simulation*. Pearson.
- Desheng Wu, D. D. (2006). Data Mining and Simulation: A Grey Relationship Demonstration. *International Journal of System Science*, 981-986.
- Hermawati, F. A. (2009). *Data Mining*. Yogyakarta: Penerbit Andi.
- Maulana, E. A. (2015). *Deteksi Tipe Penyakit Acute Lymphoblastic Leukimia Menggunakan Metode Decision Tree Berdasarkan Citra Mikroskopik Sel Darah*. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Timofev, R. (2004). *Classification and Regression Tree (CART) Theory and Application*. Berlin, Jerman: Center of p Applied Statistics and Economic Humboldt University.

*(halaman ini sengaja dikosongkan)*





## LAMPIRAN A

**Tabel A.1 Hasil Klasifikasi kelas Progroc iterasi 50 kali (Bagian 1)**

Iterasi ke	Pembagian data			
	60/40	70/30	80/20	90/10
1	0.54	0.527333	0.533	0.53
2	0.547	0.531333	0.5475	0.536
3	0.54425	0.537	0.54	0.554
4	0.549	0.532333	0.537	0.546
5	0.5445	0.547667	0.558	0.558
6	0.533	0.535333	0.533	0.521
7	0.54075	0.546	0.547	0.567
8	0.5455	0.529333	0.5365	<b>0.556</b>
9	0.52725	0.537	0.534	0.516
10	0.52925	0.527333	0.518	0.546
11	0.5195	0.546	0.545	0.526
12	0.5375	0.543	0.549	0.535
13	0.539	0.533667	0.5395	<b>0.498</b>
14	0.539	0.554	0.5365	0.536
15	0.5225	0.541333	0.5415	0.54
16	0.5345	0.519667	0.5045	0.527
17	0.53675	0.548333	0.526	0.53
18	0.5485	0.547333	0.544	0.547
19	0.5355	0.53	0.523	0.514
20	0.53925	0.560333	0.5575	0.528
21	0.54	0.548	0.534	0.54
22	0.543	0.545667	0.5285	0.527
23	0.542	0.522667	0.5335	0.534
24	0.53825	0.542667	0.5205	0.543

**Tabel A.2 Hasil Klasifikasi kelas Progorc iterasi 50 kali**

25	0.5485	0.537667	0.5525	0.56
26	0.545	0.551667	0.547	0.502
27	0.547	0.55	0.5165	0.528
28	0.54625	0.548	0.5365	0.564
29	0.5515	0.545	0.5555	0.531
30	0.544	0.545333	0.5265	0.529
31	0.5455	0.562	0.549	0.558
32	0.51575	0.536	0.525	0.514
33	0.5495	0.548333	0.544	0.563
34	0.53525	0.548333	0.551	0.532
35	0.54475	0.543667	0.5305	0.505
36	0.55025	0.536667	0.5395	0.523
37	0.54075	0.530667	0.5425	0.547
38	0.533	0.546667	0.545	0.539
39	0.55325	0.534333	0.537	0.536
40	0.54375	0.551	0.5335	0.541
41	0.53825	0.531667	0.5435	0.526
42	0.53725	0.541	0.543	0.538
43	0.53	0.534333	0.558	0.558
44	0.5275	0.537667	0.523	0.56
45	0.538	0.527333	0.5255	0.53
46	0.53475	0.541	0.524	0.55
47	0.5325	0.544	0.5525	0.526
48	0.533	0.537667	0.5275	0.557
49	0.53375	0.533	0.546	0.532
50	0.5235	0.528	0.533	0.552

**Tabel A.3 Hasil Klasifikasi kelas Prorestc iterasi 50 kali (Bagian 1)**

Iterasi ke	Pembagian Data			
	60/40	70/30	80/20	90/10
1	0.5425	0.528333	0.553	0.53
2	0.54775	0.531333	0.5285	0.553
3	0.53625	0.526333	0.549	0.53
4	0.5445	0.559	0.528	0.548
5	0.53775	0.525667	0.5365	0.516
6	0.53575	0.529333	0.536	0.528
7	0.52975	0.532667	0.526	0.539
8	0.53475	0.539333	0.5275	0.543
9	0.523	0.521667	0.5235	0.537
10	0.54725	0.544	0.5415	0.565
11	0.54325	0.549667	0.544	0.528
12	0.53775	0.527667	0.532	0.549
13	0.541	0.545	0.542	0.554
14	0.5415	0.541	0.5495	0.556
15	0.5355	0.524667	0.52	0.513
16	0.55075	0.529667	0.5225	0.527
17	0.53	0.54	0.531	0.526
18	0.5385	0.530667	0.5125	0.523
19	0.53625	0.524667	0.551	0.545
20	0.52775	0.531333	0.532	0.527
21	0.5315	0.532667	0.5455	0.562
22	0.5295	0.531	0.5335	0.537
23	0.54775	0.530333	0.5215	0.528
24	0.53775	0.560667	0.5365	0.546
25	0.54675	0.543	0.5185	0.536
26	0.534	0.515333	0.543	0.548



**Tabel A.4 Hasil Klasifikasi kelas Prorester iterasi 50 kali (Bagian 2)**

27	0.552	0.537333	0.554	<b>0.573</b>
28	0.538	0.529667	0.5365	0.551
29	0.5355	0.532333	0.542	0.539
30	0.52475	0.543333	0.53	0.541
31	0.53075	0.522667	0.539	0.518
32	0.5365	0.522333	0.51	0.552
33	0.53175	0.541	0.5355	0.558
34	0.545	0.528333	0.539	0.55
35	0.54	0.516667	0.5295	0.518
36	0.5405	0.539333	0.5435	0.556
37	0.5465	0.545667	0.534	0.532
38	0.54	0.537	0.5475	0.569
39	0.5305	0.529	0.545	0.532
40	0.54775	0.546	0.53	0.524
41	0.53825	0.544	0.5415	0.553
42	0.5325	0.535	0.531	0.544
43	0.52575	0.538667	0.5325	0.529
44	0.5195	0.523333	0.533	0.564
45	0.5285	0.546	0.528	0.533
46	0.5355	0.534	0.523	0.503
47	0.5275	0.531333	0.5275	0.543
48	0.52975	0.541333	0.5335	<b>0.498</b>
49	0.5375	0.523667	0.5425	0.556
50	0.52475	0.533333	0.529	0.518

Tabel A.5 Hasil Klasifikasi kelas Prohouse iterasi 50 kali (Bagian 1)

Iterasi ke	Pembagian Data			
	60/40	70/30	80/20	90/10
1	0.543	0.557333	0.5365	0.536
2	0.567	0.563333	0.568	0.54
3	0.54475	0.544667	0.5395	0.52
4	0.53775	0.540333	0.5495	0.556
5	0.5415	0.554333	0.5315	0.532
6	0.54025	0.530667	0.5415	0.547
7	0.52675	0.533	0.5305	0.557
8	0.53725	0.544333	0.5465	0.534
9	0.5455	0.533333	0.5145	0.53
10	0.5235	0.546667	0.5455	0.541
11	0.544	0.541	0.5405	0.528
12	0.54825	0.535	0.551	0.557
13	0.53175	0.543	0.537	<b>0.574</b>
14	0.5215	0.517667	0.5245	0.529
15	0.53525	0.527667	0.5345	0.562
16	0.53675	0.522667	0.5335	0.525
17	0.538	0.546333	0.549	0.539
18	0.53075	0.536333	0.557	<b>0.492</b>
19	0.52075	0.534	0.5245	0.519
20	0.54275	0.54	0.519	0.531
21	0.5405	0.523667	0.5325	0.545
22	0.5385	0.539667	0.5225	0.522
23	0.544	0.535	0.552	0.544
24	0.53925	0.541667	0.5355	0.553

**Tabel A.6 Hasil Klasifikasi kelas Prohouse iterasi 50 kali**

25	0.52225	0.518	0.5525	0.539
26	0.54775	0.549333	0.5515	0.564
27	0.545	0.554667	0.543	0.522
28	0.5515	0.522	0.5375	0.547
29	0.52125	0.533667	0.5245	0.526
30	0.53725	0.543667	0.5435	0.533
31	0.54625	0.532667	0.538	0.558
32	0.5345	0.517667	0.5275	0.549
33	0.5265	0.567333	0.55	0.548
34	0.525	0.544	0.522	0.522
35	0.5395	0.530333	0.537	0.542
36	0.535	0.545667	0.545	0.546
37	0.54075	0.543	0.53	0.554
38	0.536	0.537333	0.542	0.554
39	0.53075	0.533667	0.552	0.52
40	0.53175	0.534	0.536	0.531
41	0.52775	0.539	0.5515	0.559
42	0.53575	0.531667	0.5415	0.515
43	0.55225	0.557333	0.545	0.554
44	0.5335	0.532	0.5225	0.528
45	0.537	0.555	0.554	0.548
46	0.54425	0.547	0.55	0.551
47	0.53425	0.546333	0.5295	0.552
48	0.53225	0.543	0.5345	0.528
49	0.54975	0.543333	0.5595	0.547
50	0.52275	0.542333	0.533	0.546



**Tabel A.7 Hasil Klasifikasi kelas Proutil iterasi 50 kali (Bagian 1)**

Iterasi ke	Pembagian data			
	60/40	70/30	80/20	90/10
1	0.55325	0.538667	0.5225	0.519
2	0.542	0.543333	0.558	0.524
3	0.55675	0.545333	0.551	0.551
4	0.53975	0.553667	0.53	0.557
5	0.54275	0.549667	0.5495	0.56
6	0.52975	0.536667	0.5265	0.537
7	0.554	0.541333	0.531	0.557
8	0.532	0.528333	0.5265	0.533
9	0.55	0.534	0.5345	0.531
10	0.5475	0.542333	0.5435	0.567
11	0.5475	0.539667	0.5315	0.523
12	0.536	0.554	0.545	0.571
13	0.54525	0.542667	0.558	0.561
14	0.539	0.535333	0.5375	0.549
15	0.54175	0.525667	0.545	0.525
16	0.5495	0.541667	0.5495	0.539
17	0.5285	0.534	0.532	0.558
18	0.54225	0.55	0.5435	0.568
19	0.52375	0.524667	0.549	0.541
20	0.55725	0.566	0.5465	0.54
21	0.53075	0.531	0.5195	0.533
22	0.5535	0.548333	0.5615	0.539
23	0.53625	0.544333	0.541	0.543
24	0.53625	0.528667	0.558	<b>0.576</b>
25	0.5445	0.532667	0.544	0.533

**Tabel A.8 Hasil Klasifikasi kelas Prohouse iterasi 50 kali (Bagian 2)**

26	0.5475	0.539333	0.5265	0.546
27	0.542	0.556667	0.533	0.523
28	0.5435	0.562333	0.5465	0.545
29	0.54525	0.520667	0.5215	0.527
30	0.53625	0.553333	0.5375	<b>0.516</b>
31	0.53775	0.54	0.5355	0.517
32	0.5325	0.533333	0.523	0.538
33	0.54225	0.543	0.545	0.525
34	0.526	0.529	0.529	0.523
35	0.54725	0.547	0.5355	0.531
36	0.54275	0.55	0.538	0.522
37	0.55	0.533	0.5315	0.541
38	0.52975	0.533667	0.541	0.55
39	0.55225	0.553667	0.547	0.558
40	0.537	0.560667	0.522	0.536
41	0.54175	0.547333	0.5425	0.542
42	0.54275	0.539	0.5255	0.534
43	0.53775	0.552667	0.5435	0.543
44	0.5515	0.543	0.563	0.544
45	0.5365	0.531333	0.541	0.524
46	0.54125	0.521667	0.5405	0.535
47	0.54825	0.543333	0.554	0.561
48	0.531	0.547333	0.5395	0.538
49	0.546	0.551333	0.5555	0.532
50	0.5305	0.551333	0.564	0.535

**Tabel A.9 Hasil Klasifikasi kelas Proauto iterasi 50 kali (Bagian 1)**

Iterasi ke	Pembagian data			
	60/40	70/30	80/20	90/10
1	0.508	0.494667	0.4885	0.459
2	0.5015	0.517333	0.491	0.502
3	0.5055	0.505333	0.491	0.499
4	0.5015	0.49	0.487	0.487
5	0.49675	0.495333	0.513	0.496
6	0.5075	0.505	0.496	0.493
7	0.514	0.499333	0.5015	0.5
8	0.503	0.506333	0.5035	0.5
9	0.516	0.507333	0.5145	0.512
10	0.51075	0.497667	0.4915	0.495
11	0.49725	0.490667	0.527	0.52
12	0.5045	0.508	0.5185	0.512
13	0.498	0.499333	0.4925	0.508
14	0.4885	0.513333	0.496	0.479
15	0.5	0.501667	0.495	0.504
16	0.5015	0.514333	0.503	0.498
17	0.50375	0.507667	0.505	0.517
18	0.49525	0.508667	0.5115	0.499
19	0.4975	0.507333	0.5075	0.518
20	0.49975	0.491667	0.5095	0.496
21	0.498	0.505333	0.494	0.486
22	0.5175	0.510667	0.5125	0.513
23	0.49375	0.482	0.492	0.485
24	0.503	0.496667	0.505	0.47
25	0.4925	0.497667	0.5115	0.494
26	0.50075	0.484667	0.51	<b>0.446</b>



**Tabel A.10 Hasil Klasifikasi kelas Proauto iterasi 50 kali (Bagian 2)**

27	0.4925	0.524	0.5055	0.525
28	0.5045	0.510667	0.514	0.49
29	0.52175	0.501667	0.5145	0.484
30	0.50075	0.498333	0.4965	0.49
31	0.4885	0.513667	0.502	0.513
32	0.5125	0.499	0.518	0.519
33	0.49225	0.491333	0.4865	0.494
34	0.50925	0.505667	0.4885	0.527
35	0.50425	0.515	0.498	0.496
36	0.5055	0.498667	0.492	0.505
37	0.4925	0.506333	0.5005	0.518
38	0.5	0.494	0.4975	0.494
39	0.50125	0.501333	0.49	0.489
40	0.48975	0.498667	0.4965	0.532
41	0.49725	0.501	0.482	0.472
42	0.5025	0.496333	0.5055	0.533
43	0.48775	0.491667	0.4975	0.499
44	0.49225	0.507	0.516	0.492
45	0.50225	0.503333	0.4895	0.489
46	0.50475	0.493667	0.5045	0.515
47	0.4995	0.507333	0.5075	<b>0.544</b>
48	0.506	0.511667	0.513	0.464
49	0.48875	0.493333	0.511	0.486
50	0.515	0.513	0.5245	0.535

**Tabel A.11 Hasil Klasifikasi kelas Procloth iterasi 50 kali (Bagian 1)**

Iterasi ke	Pembadian data			
	60/40	70/30	80/20	90/10
1	0.548	0.517667	0.538	0.532
2	0.52	0.543	0.54	0.56
3	0.53925	0.541333	0.541	0.534
4	0.53625	0.537333	0.5515	0.537
5	0.5345	0.54	0.528	0.561
6	0.52225	0.526333	0.5365	0.519
7	0.53525	0.541	0.533	0.538
8	0.52475	0.534	0.5275	0.533
9	0.53375	0.53	0.5505	0.541
10	0.52575	0.538333	0.55	0.546
11	0.5265	0.535333	0.539	0.53
12	0.52425	0.541	0.552	0.56
13	0.54225	0.536667	0.5265	0.539
14	0.54375	0.532	0.5405	0.517
15	0.527	0.536667	0.5345	0.538
16	0.522	0.54	0.526	0.529
17	0.5285	0.511333	0.5475	0.539
18	0.53425	0.527	0.5325	0.534
19	0.53525	0.535667	0.54	0.544
20	0.52775	0.526667	0.5375	0.531
21	0.53425	0.543667	0.5405	0.536
22	0.537	0.542667	0.5375	0.501
23	0.53325	0.528667	0.5315	0.518
24	0.52325	0.531333	0.527	0.545
25	0.53275	0.538333	0.5295	0.533
26	0.52325	0.517	0.5265	0.537

**Tabel A.12 Hasil Klasifikasi kelas Procloth iterasi 50 kali (Bagian 2)**

27	0.5335	0.536	0.55	0.52
28	0.54025	0.529333	0.532	0.52
29	0.52225	0.533667	0.538	0.536
30	0.52925	0.543333	0.541	0.553
31	0.54475	0.556333	0.537	<b>0.566</b>
32	0.544	0.529	0.538	0.542
33	0.53625	0.526333	0.537	0.523
34	0.53575	0.533667	0.5305	0.533
35	0.52675	0.534667	0.537	0.531
36	0.52575	0.529	0.5255	0.545
37	0.5305	0.527333	0.522	<b>0.493</b>
38	0.52975	0.524333	0.52	0.518
39	0.5315	0.527333	0.549	0.561
40	0.529	0.528333	0.542	0.531
41	0.535	0.516333	0.55	0.535
42	0.51925	0.521	0.5465	0.536
43	0.54325	0.541	0.5355	0.552
44	0.548	0.531	0.5315	0.536
45	0.53225	0.538	0.525	0.53
46	0.532	0.521667	0.537	0.53
47	0.54075	0.537667	0.5205	0.559
48	0.5375	0.528667	0.541	0.551
49	0.53575	0.543667	0.55	0.538
50	0.53925	0.534333	0.5475	0.538



**Tabel A.13 Hasil Klasifikasi kelas Proent iterasi 50 kali (Bagian 1)**

Iterasi ke	Pembagian data			
	60/40	70/30	80/20	90/10
1	0.52875	0.532667	<b>0.5185</b>	0.531
2	0.53925	0.544	0.547	0.534
3	0.54625	0.539667	0.563	0.545
4	0.54	0.530667	0.536	0.551
5	0.537	0.548333	0.531	0.547
6	0.5425	0.533333	0.5355	0.572
7	0.54325	0.53	0.5375	0.537
8	0.55375	0.542667	0.5615	0.553
9	0.54	0.546333	0.543	0.535
10	0.55075	0.555	0.558	0.567
11	0.54775	0.559667	0.553	0.564
12	0.537	0.545667	0.533	0.551
13	0.54275	0.534667	0.5435	0.55
14	0.55775	0.540333	0.5505	0.564
15	0.53525	0.555667	0.5645	0.546
16	0.54125	0.542	0.559	0.527
17	0.53175	0.551	0.546	0.534
18	0.54825	0.550667	0.542	0.537
19	0.5385	0.55	0.5295	0.55
20	0.54175	0.543667	0.531	0.531
21	0.5485	0.545333	0.556	0.554
22	0.53225	0.541667	0.5435	0.525
23	0.538	0.527333	0.526	<b>0.58</b>
24	0.5505	0.535333	0.539	0.542
25	0.5405	0.538	0.558	0.553
26	0.5475	0.534667	0.5425	0.524

**Tabel A.14 Hasil Klasifikasi kelas Proent iterasi 50 kali (Bagian 2)**

27	0.5295	0.543333	0.5405	0.532
28	0.523	0.545333	0.552	0.558
29	0.554	0.552	0.5515	0.551
30	0.5505	0.542667	0.5335	0.542
31	0.54125	0.538333	0.533	0.539
32	0.53775	0.552333	0.5255	0.56
33	0.53875	0.539667	0.553	0.55
34	0.549	0.511667	0.5265	0.548
35	0.53725	0.551	0.555	0.557
36	0.5395	0.533667	0.5465	0.556
37	0.54325	0.546333	0.5255	0.529
38	0.532	0.543333	0.527	0.543
39	0.54475	0.542333	0.5315	0.556
40	0.54175	0.540667	0.529	0.535
41	0.534	0.534333	0.5525	0.544
42	0.551	0.549333	0.5455	0.536
43	0.5455	0.550333	0.5485	0.519
44	0.53825	0.553667	0.5255	0.563
45	0.54275	0.527	0.534	0.527
46	0.547	0.542667	0.534	0.529
47	0.548	0.546667	0.559	0.527
48	0.529	0.550333	0.542	0.535
49	0.5255	0.546	0.545	0.527
50	0.54075	0.535667	0.5305	0.54

**Tabel A.15 Hasil Klasifikasi kelas Progroc iterasi 100 kali (Bagian 1)**

Iterasi ke	Pembagian data			
	60/40	70/30	80/20	90/10
1	0.545	0.534667	0.5225	<b>0.497</b>
2	0.52575	0.542	0.527	0.526
3	0.53325	0.542333	0.54	0.535
4	0.52375	0.544667	0.5375	0.55
5	0.522	0.530333	0.522	0.558
6	0.53125	0.540333	0.531	0.508
7	0.54225	0.534667	0.551	0.559
8	0.53675	0.542667	0.5375	0.522
9	0.533	0.544333	0.533	0.545
10	0.5495	0.538667	0.542	0.527
11	0.53775	0.545	0.547	0.548
12	0.53775	0.528667	0.549	0.525
13	0.5405	0.541	0.5385	0.54
14	0.5515	0.545667	0.559	0.533
15	0.54775	0.534	0.5375	0.537
40	0.5385	0.545	0.5365	0.548
41	0.54325	0.541333	0.5285	0.542
42	0.54875	0.537667	0.547	0.549
43	0.54275	0.532	0.5545	0.552
44	0.542	0.553333	0.5485	0.527
45	0.542	0.558333	0.5465	0.539
46	0.5455	0.534	0.5255	0.53
47	0.5535	0.525667	0.5495	0.559
48	0.549	0.547333	0.551	0.525
49	0.53875	0.535333	0.548	0.561
50	0.5315	0.549	0.5555	0.517



**Tabel A.16 Hasil Klasifikasi kelas Progroc iterasi 100 kali (Bagian 2)**

51	0.5415	0.548	0.535	0.543
52	0.54625	0.538333	0.527	0.523
53	0.53725	0.546	0.534	0.542
54	0.5465	0.533	0.5415	0.56
55	0.534	0.528333	0.522	0.532
56	0.5575	0.54	0.555	0.561
57	0.5365	0.542333	0.547	0.52
58	0.54675	0.531333	0.5375	0.531
59	0.53	0.532	0.5295	0.533
60	0.538	0.541667	0.5455	0.562
61	0.53725	0.540333	0.5465	0.524
62	0.53875	0.543667	0.536	0.539
63	0.52625	0.519	0.5445	<b>0.586</b>
90	0.54225	0.537	0.54	0.557
91	0.5475	0.540333	0.542	0.552
92	0.5505	0.545333	0.5445	0.545
93	0.537	0.535667	0.5415	0.551
94	0.53075	0.541667	0.5315	0.541
95	0.54975	0.536667	0.553	0.541
96	0.53425	0.528	0.5495	0.534
97	0.54125	0.536333	0.548	0.533
98	0.54875	0.529333	0.5305	0.563
99	0.54125	0.533667	0.55	0.543
100	0.54425	0.531667	0.536	0.519

**Tabel A.17 Hasil Klasifikasi kelas Prorest iterasi 100 kali (Bagian 1)**

Iterasi ke	Pembagian data			
	60/40	70/30	80/20	90/10
1	0.532	0.538	0.5235	0.538
2	0.535	0.517667	0.524	0.553
3	0.52525	0.526	0.5275	0.543
4	0.53925	0.514	0.5425	0.549
5	0.5395	0.550333	0.547	0.551
6	0.529	0.538	0.545	0.545
7	0.53175	0.534	0.5265	0.524
8	0.5285	0.536	0.532	0.56
9	0.53675	0.545333	0.533	0.541
10	0.528	0.533	0.5365	0.554
11	0.5425	0.545667	0.541	0.527
12	0.521	0.527	0.5415	0.525
13	0.53075	0.525333	0.514	0.526
14	0.54575	0.542667	0.536	0.529
15	0.5275	0.523333	0.526	0.541
16	0.5385	0.527333	0.519	0.54
17	0.5405	0.534667	0.5455	0.539
18	0.532	0.518333	0.5405	<b>0.573</b>
19	0.54075	0.548	0.523	0.527
20	0.5375	0.536333	0.5395	0.542
51	0.5315	0.533667	0.5295	0.542
52	0.528	0.531667	0.5485	0.554
53	0.53475	0.534667	0.5425	0.552
54	0.54425	0.536333	0.5525	0.526
55	0.5285	0.529333	0.527	0.549

**Tabel A.18 Hasil Klasifikasi kelas Prorest iterasi 100 kali (Bagian 2)**

56	0.53375	0.534	0.5305	0.547
57	0.5385	0.531	0.521	0.55
58	0.54175	0.532	0.5315	0.573
59	0.53325	0.540667	0.5365	0.536
60	0.53825	0.535	0.535	<b>0.503</b>
61	0.5425	0.529333	0.5375	0.559
62	0.53175	0.519333	0.541	0.526
63	0.53325	0.549	0.5595	0.533
64	0.5425	0.526667	0.5375	0.531
65	0.53225	0.531	0.5345	0.536
66	0.5385	0.539333	0.534	0.542
67	0.54525	0.522667	0.532	0.507
68	0.53775	0.526	0.5445	0.546
69	0.5385	0.541333	0.539	0.537
70	0.53975	0.538333	0.554	0.567
91	0.52825	0.531333	0.5255	0.532
92	0.5415	0.552	0.5325	0.523
93	0.5405	0.525	0.526	0.549
94	0.54525	0.532	0.5315	0.523
95	0.54675	0.539	0.5385	0.539
96	0.539	0.529333	0.529	0.544
97	0.5365	0.520667	0.549	0.569
98	0.52625	0.529	0.525	0.513
99	0.53125	0.53	0.523	0.559
100	0.53075	0.541	0.5535	0.554



**Tabel A.19 Hasil Klasifikasi kelas Prohous iterasi 100 kali (Bagian 1)**

Iterasi ke	Pembagian data			
	60/40	70/30	80/20	90/10
1	0.52875	0.533	0.517	0.526
2	0.5265	0.539333	0.5295	0.523
3	0.54975	0.548667	0.553	0.524
4	0.53775	0.556	0.5405	0.536
5	0.531	0.537667	0.5455	0.536
6	0.547	0.531667	0.5345	0.518
7	0.5435	0.526333	0.528	0.543
8	0.53575	0.551667	0.558	0.56
9	0.5285	0.532333	0.5545	0.571
10	0.5415	0.526667	0.534	0.535
11	0.536	0.542667	0.541	0.528
12	0.541	0.542333	0.5505	0.549
13	0.542	0.544	0.5425	0.538
14	0.544	0.532667	0.5275	0.558
51	0.5435	0.541333	0.539	0.537
52	0.537	0.526667	0.533	0.553
53	0.53775	0.544667	0.533	0.511
54	0.5375	0.548333	0.5475	0.53
55	0.537	0.532	0.5375	0.563
56	0.53925	0.531667	0.541	0.552
57	0.53575	0.533667	0.539	0.523
58	0.5325	0.523667	0.51	0.529
59	0.5425	0.53	0.535	0.543
60	0.54525	0.535333	0.5545	0.552
61	0.538	0.531667	0.547	0.539

**Tabel A20 Hasil Klasifikasi kelas Prohous iterasi 100 kali (Bagian 2)**

62	0.5245	0.543	0.548	0.545
63	0.53575	0.558333	0.5465	0.531
64	0.5425	0.54	0.5475	0.533
65	0.5395	0.530667	0.539	0.529
66	0.54025	0.537667	0.5145	0.535
67	0.5395	0.540333	0.529	0.534
68	0.5405	0.537667	0.5435	0.517
69	0.5205	0.533333	0.533	0.539
70	0.54025	0.529333	0.528	0.523
85	0.54775	0.525667	0.5555	<b>0.573</b>
86	0.53825	0.541	0.5385	<b>0.497</b>
87	0.52675	0.534667	0.5355	0.544
88	0.5305	0.54	0.525	0.549
89	0.52975	0.541	0.534	0.521
90	0.5395	0.524	0.534	0.541
91	0.553	0.544667	0.533	0.54
92	0.535	0.544667	0.5435	0.514
93	0.548	0.542667	0.553	0.551
94	0.5385	0.550333	0.5465	0.519
95	0.54625	0.551333	0.5385	0.541
96	0.5465	0.535667	0.5255	0.533
97	0.5505	0.546333	0.5515	0.549
98	0.54775	0.551667	0.536	0.561
99	0.53475	0.531	0.54	0.544
100	0.52725	0.524333	0.5265	0.512

Tabel A.21 Hasil Klasifikasi kelas Proutil iterasi 100 kali (Bagian 1)

Iterasi ke	Pembagian data			
	60/40	70/30	80/20	90/10
1	0.54725	0.535667	0.5325	0.541
2	0.53725	0.542	0.538	0.556
3	0.53625	0.528	0.539	0.566
4	0.54575	0.540667	0.545	0.568
5	0.5325	0.548	0.5475	0.518
6	0.52975	0.536667	0.5415	0.54
7	0.53175	0.551	0.529	0.525
8	0.53525	0.556667	0.553	0.526
9	0.53525	0.537	0.5645	0.562
10	0.5315	0.529333	0.521	0.53
11	0.5395	0.538667	0.539	0.518
12	0.54075	0.535	0.536	0.517
13	0.54	0.531667	0.538	<b>0.504</b>
14	0.54925	0.559333	0.558	0.557
15	0.54725	0.547	0.547	0.552
16	0.55725	0.549667	0.554	0.543
17	0.54575	0.555667	0.542	0.552
18	0.53225	0.539	0.5245	0.511
19	0.51725	0.542667	0.537	0.547
20	0.542	0.557	0.535	0.512
21	0.55075	0.542	0.532	0.538
22	0.53925	0.550333	0.5335	0.558
23	0.54875	0.534	0.5625	0.551
24	0.54275	0.536	0.5425	0.559
25	0.538	0.531667	0.532	0.539



**Tabel A.22 Hasil Klasifikasi kelas Proutil iterasi 100 kali (Bagian 2)**

51	0.543	0.531333	0.5315	0.509
52	0.5435	0.555	0.539	0.572
53	0.5215	0.533667	0.5415	0.575
54	0.54725	0.548667	0.555	0.547
55	0.531	0.523333	0.5355	0.551
56	0.543	0.539	0.5375	0.541
57	0.5385	0.549333	0.5345	0.535
58	0.543	0.534	0.548	0.554
59	0.53025	0.557	0.5375	0.545
60	0.5395	0.539667	0.5335	<b>0.577</b>
61	0.53225	0.543333	0.539	0.569
62	0.5525	0.537	0.543	0.549
63	0.54675	0.549667	0.545	0.536
64	0.551	0.540667	0.5415	0.52
65	0.55275	0.542667	0.551	0.523
91	0.54475	0.533333	0.552	0.521
92	0.547	0.524	0.5205	0.568
93	0.54825	0.539	0.5575	0.541
94	0.5415	0.536333	0.539	0.554
95	0.5455	0.540333	0.552	0.546
96	0.54925	0.536333	0.5285	0.547
97	0.54375	0.547333	0.537	0.543
98	0.52775	0.539333	0.5535	0.563
99	0.55575	0.533667	0.5405	0.545
100	0.5375	0.535	0.5595	0.533

**Tabel A.23 Hasil Klasifikasi kelas Proauto iterasi 100 kali (Bagian 1)**

Iterasi ke	Pembagian data			
	60/40	70/30	80/20	90/10
1	0.506	0.499667	0.5065	0.477
2	0.511	0.51	0.5135	0.509
3	0.499	0.494333	0.495	0.498
4	0.503	0.495667	0.5	0.521
5	0.49975	0.503333	0.5	0.5
6	0.50225	0.511667	0.504	0.487
7	0.49475	0.489667	0.518	0.519
8	0.51475	0.500333	0.5255	0.514
9	0.49225	0.495667	0.496	0.481
10	0.499	0.490667	0.498	0.506
11	0.49425	0.511667	0.5075	0.496
12	0.50425	0.489333	0.4885	0.497
13	0.49225	0.493333	0.505	0.489
14	0.4915	0.490333	0.4975	0.513
15	0.50475	0.49	0.517	0.525
46	0.5055	0.500667	0.499	0.481
47	0.5035	0.509333	0.5185	0.519
48	0.49925	0.502	0.511	0.521
49	0.5	0.490667	0.507	<b>0.467</b>
50	0.513	0.508333	0.509	0.536
51	0.4935	0.497	0.5145	0.502
52	0.49825	0.502333	0.512	0.519
53	0.50925	0.495667	0.483	0.518
54	0.50375	0.497333	0.4905	0.46
55	0.5135	0.501	0.522	0.508

**Tabel A.24 Hasil Klasifikasi kelas Proauto iterasi 100 kali (Bagian 2)**

56	0.50475	0.495	0.518	0.511
57	0.4945	0.500333	0.501	0.509
58	0.49475	0.518	0.491	0.508
59	0.50025	0.498333	0.485	0.499
60	0.52075	0.512667	0.498	0.495
61	0.498	0.505667	0.4975	0.498
62	0.49375	0.493667	0.493	0.494
63	0.509	0.498333	0.5085	0.506
64	0.5115	0.497667	0.506	0.484
65	0.4965	0.498	0.488	<b>0.547</b>
66	0.48325	0.512	0.477	0.497
67	0.49825	0.49	0.4985	0.481
68	0.4995	0.498667	0.513	0.517
69	0.49325	0.505667	0.4715	0.507
90	0.5055	0.497	0.5175	0.505
91	0.51125	0.504667	0.5175	0.483
92	0.51375	0.498	0.5005	0.515
93	0.519	0.516333	0.504	0.469
94	0.51025	0.522333	0.513	0.488
95	0.5065	0.501667	0.4955	0.5
96	0.49675	0.492667	0.4725	0.483
97	0.5095	0.507667	0.5005	0.507
98	0.51475	0.510333	0.5125	0.488
99	0.49525	0.498333	0.5155	0.522
100	0.4985	0.504	0.4935	0.497



Tabel A.25 Hasil Klasifikasi kelas Procloth iterasi 100 kali (Bagian 1)

Iterasi ke	Pembagian data			
	60/40	70/30	80/20	90/10
1	0.53925	0.541667	0.5355	0.559
2	0.52425	0.53	0.5095	0.522
3	0.54125	0.534	0.5105	0.535
4	0.53125	0.544667	0.546	0.548
5	0.52075	0.521	0.5205	0.532
6	0.53125	0.518333	0.545	0.547
7	0.538	0.545	0.5555	<b>0.564</b>
8	0.54125	0.532	0.5295	0.562
9	0.527	0.53	0.533	0.541
10	0.53425	0.531	0.526	0.541
11	0.5355	0.538333	0.5245	0.516
12	0.53975	0.544667	0.5365	0.539
13	0.522	0.526	0.552	0.504
14	0.52625	0.534333	0.5375	0.547
15	0.536	0.546333	0.512	0.537
31	0.522	0.521667	0.52	<b>0.498</b>
32	0.53775	0.519667	0.514	0.524
33	0.5195	0.539667	0.5395	0.53
34	0.53025	0.532333	0.5495	0.54
35	0.53475	0.531333	0.524	0.519
36	0.53175	0.534667	0.5295	0.549
37	0.5265	0.529667	0.544	0.527
38	0.5435	0.533667	0.5325	0.539
39	0.53425	0.525667	0.5405	0.547
40	0.52675	0.537667	0.5365	0.541

**Tabel A.26 Hasil Klasifikasi kelas Procloth iterasi 100 kali (Bagian 2)**

76	0.526	0.525667	0.54	0.539
77	0.517	0.526333	0.5315	0.549
78	0.53625	0.534333	0.5385	0.536
79	0.53375	0.51	0.524	0.529
80	0.53825	0.518667	0.526	0.515
81	0.52925	0.534	0.533	0.516
82	0.524	0.526667	0.513	0.537
83	0.52825	0.554333	0.551	0.536
84	0.534	0.547333	0.5385	0.535
85	0.5445	0.534333	0.542	0.539
86	0.54375	0.539667	0.5375	0.56
87	0.53375	0.522	0.53	0.529
88	0.53925	0.521	0.537	0.53
89	0.51575	0.529	0.529	0.527
90	0.515	0.518	0.53	0.522
91	0.54575	0.535	0.544	0.538
92	0.516	0.530667	0.521	0.545
93	0.53475	0.521667	0.5425	0.525
94	0.5355	0.536	0.534	0.523
95	0.53875	0.523	0.541	0.528
96	0.51625	0.521	0.533	0.51
97	0.54	0.544667	0.545	0.544
98	0.54275	0.530333	0.5465	0.564
99	0.543	0.539667	0.528	0.511
100	0.53475	0.522667	0.514	0.533

**Tabel A.27 Hasil Klasifikasi kelas Proent iterasi 100 kali (Bagian 1)**

Iterasi ke	Pembagian data			
	60/40	70/30	80/20	90/10
1	0.538	0.546667	0.5305	0.521
2	0.5525	0.536667	0.541	0.547
3	0.55075	0.550667	0.557	0.542
4	0.54925	0.539333	0.509	0.534
5	0.546	0.541667	0.5355	0.561
6	0.54125	0.541333	0.546	0.554
7	0.544	0.542333	0.5485	0.54
8	0.52475	0.543	0.5465	0.563
9	0.5365	0.531	0.524	0.519
10	0.539	0.529667	0.5075	0.528
11	0.54	0.542	0.5405	0.561
12	0.55425	0.545667	0.5315	0.575
13	0.55225	0.557667	0.5705	0.563
14	0.553	0.549	0.56	0.565
15	0.52975	0.547333	0.534	0.561
41	0.535	0.535	0.5395	0.548
42	0.54125	0.534333	0.521	0.553
43	0.53925	0.554	0.5345	0.535
44	0.5405	0.539	0.527	0.528
45	0.54225	0.534667	0.528	0.541
46	0.5445	0.548333	0.5305	0.545
47	0.548	0.545	0.5315	0.524
48	0.5295	0.549333	0.544	0.51
49	0.5265	0.526	0.5175	0.536
50	0.5505	0.544333	0.54	0.523



**Tabel A.28 Hasil Klasifikasi kelas Proent iterasi 100 kali (Bagian 2)**

51	0.53575	0.537333	0.5405	0.561
52	0.53975	0.532667	0.5265	0.541
53	0.5375	0.551	0.556	0.545
54	0.545	0.544	0.5405	0.549
55	0.5325	0.531	0.546	0.542
81	0.54625	0.544333	0.5475	0.522
82	0.547	0.564	0.5425	0.552
83	0.535	0.539667	0.554	<b>0.579</b>
84	0.534	0.537	0.571	0.548
85	0.5325	0.538667	0.5375	0.535
86	0.543	0.544667	0.547	0.543
87	0.542	0.549667	0.5285	0.523
88	0.53675	0.551667	0.522	<b>0.488</b>
89	0.535	0.548667	0.5455	0.52
90	0.54125	0.533333	0.523	0.527
91	0.5425	0.547333	0.5565	0.534
92	0.53525	0.528	0.5365	0.556
93	0.55225	0.545	0.539	0.527
94	0.54275	0.548	0.5625	0.517
95	0.5515	0.537333	0.5475	0.535
96	0.55375	0.536667	0.5495	0.526
97	0.54875	0.527	0.518	0.522
98	0.559	0.542	0.555	0.533
99	0.551	0.541	0.536	0.55
100	0.52925	0.545	0.567	0.536

Tabel A.29 Hasil Klasifikasi kelas Progoroc iterasi 200 kali (Bagian 1)

Iterasi ke	Pembagian data			
	60/40	70/30	80/20	90/10
1	0.54625	0.532667	0.531	0.536
2	0.522	0.549	0.525	0.532
3	0.548	0.533667	0.5415	0.534
4	0.53475	0.528667	0.533	0.538
5	0.5345	0.542333	0.548	0.544
6	0.5355	0.524667	0.518	0.546
7	0.54325	0.533	0.5335	0.538
8	0.5385	0.536	0.535	0.53
9	0.5485	0.539333	0.536	0.534
10	0.53875	0.554333	0.549	0.558
11	0.5525	0.542333	0.5345	0.523
12	0.55775	0.548333	0.548	0.524
13	0.525	0.537667	0.5455	0.559
14	0.54825	0.553	0.5555	0.548
15	0.539	0.548667	0.5585	0.546
81	0.53275	0.549333	0.537	0.539
82	0.523	0.534667	0.5335	0.53
83	0.54325	0.529667	0.5425	0.521
84	0.53175	0.535667	0.55	0.545
85	0.5425	0.543667	0.536	<b>0.496</b>
86	0.5445	0.535333	0.558	0.539
87	0.53125	0.538	0.54	0.522
88	0.52575	0.533667	0.5455	0.537
89	0.52725	0.542	0.536	0.547
90	0.53325	0.527	0.534	0.545

**Tabel A.30 Hasil Klasifikasi kelas Progroc iterasi 200 kali (Bagian 2)**

91	0.53525	0.535333	0.544	0.536
92	0.53725	0.540333	0.5475	0.549
93	0.5515	0.537	0.549	0.55
94	0.54375	0.544667	0.5585	0.539
95	0.52225	0.545667	0.536	0.549
96	0.546	0.538333	0.526	0.536
97	0.546	0.549667	0.525	0.538
98	0.544	0.551667	0.536	0.533
99	0.52825	0.532	0.5285	0.538
100	0.53925	0.540333	0.5345	0.54
101	0.52925	0.533333	0.5385	0.549
102	0.553	0.554333	0.5545	<b>0.577</b>
103	0.532	0.518333	0.543	0.536
104	0.5335	0.541	0.54	0.534
105	0.53775	0.549333	0.5515	0.556
191	0.526	0.539667	0.53	0.536
192	0.548	0.536667	0.5375	0.55
193	0.5495	0.545333	0.5345	0.545
194	0.55175	0.546333	0.5565	0.522
195	0.52925	0.550667	0.53	0.552
196	0.53425	0.547333	0.5275	0.55
197	0.539	0.539	0.5585	0.549
198	0.5325	0.539	0.5315	0.54
199	0.55675	0.541333	0.53	0.536
200	0.5335	0.520333	0.522	0.544



**Tabel A.31 Hasil Klasifikasi kelas Prorest iterasi 200 kali (Bagian 1)**

Iterasi ke	Pembagian data			
	60/40	70/30	80/20	90/10
1	0.5435	0.539333	0.541	0.539
2	0.5385	0.528667	0.553	0.542
3	0.51775	0.538667	0.5325	0.521
4	0.5345	0.551667	0.552	0.528
5	0.53	0.542	0.561	0.534
6	0.52525	0.529333	0.5165	0.536
7	0.54125	0.546333	0.542	<b>0.593</b>
8	0.54725	0.550667	0.5445	0.55
9	0.534	0.538333	0.5465	0.541
10	0.53725	0.540667	0.5285	0.535
11	0.535	0.534667	0.546	0.529
12	0.53025	0.528333	0.5205	0.525
13	0.542	0.536	0.551	0.548
14	0.52525	0.539667	0.5495	0.525
15	0.53875	0.531	0.538	0.532
101	0.535	0.537	0.541	0.529
102	0.53575	0.531	0.548	0.545
103	0.53725	0.54	0.544	0.571
104	0.537	0.531667	0.5365	0.511
105	0.536	0.556	0.5625	0.534
106	0.54475	0.522667	0.5615	0.525
107	0.53875	0.529	0.526	0.524
108	0.538	0.549667	0.538	0.536
109	0.543	0.541667	0.5455	0.528
110	0.54725	0.537333	0.5215	0.534
131	0.537	0.539333	0.537	0.531

**Tabel A.32 Hasil Klasifikasi kelas Prorest iterasi 200 kali (Bagian 2)**

132	0.5305	0.536	0.5345	0.546
133	0.5435	0.541667	0.544	0.542
134	0.5225	0.547667	0.514	0.54
135	0.53475	0.528667	0.5665	<b>0.499</b>
136	0.54075	0.546333	0.5185	0.546
137	0.5465	0.553667	0.5465	0.55
138	0.5405	0.531667	0.5515	0.535
139	0.546	0.541333	0.547	0.543
140	0.537	0.516333	0.5495	0.508
186	0.5305	0.528333	0.5245	0.537
187	0.5455	0.544667	0.5245	0.528
188	0.52775	0.536333	0.5295	0.517
189	0.5325	0.533333	0.5495	0.538
190	0.53425	0.54	0.561	0.537
191	0.54075	0.526	0.545	0.527
192	0.53525	0.525667	0.528	0.532
193	0.538	0.526667	0.5405	0.575
194	0.544	0.508667	0.5225	0.557
195	0.545	0.531667	0.539	0.512
196	0.522	0.538333	0.5275	0.519
197	0.5325	0.540333	0.538	0.526
198	0.53475	0.518333	0.5255	0.513
199	0.537	0.539333	0.5545	0.55
200	0.531	0.525	0.5365	0.526

**Tabel A.33 Hasil Klasifikasi kelas Prohous iterasi 200 kali (Bagian 1)**

Iterasi ke	Pembagian data			
	60/40	70/30	80/20	90/10
1	0.53225	0.533333	0.541	0.52
2	0.5345	0.522667	0.5595	0.569
3	0.5455	0.537	0.536	0.504
4	0.52525	0.537333	0.5425	0.548
5	0.55025	0.52	0.539	0.538
6	0.5235	0.546333	0.5515	0.544
7	0.5415	0.541333	0.5255	0.56
8	0.54925	0.551333	0.5435	0.546
9	0.51225	0.533	0.5025	0.509
10	0.53075	0.529	0.5265	0.515
11	0.53975	0.542667	0.5455	0.535
12	0.55525	0.543667	0.5345	0.53
13	0.5355	0.528	0.5325	0.514
14	0.5335	0.526333	0.5475	0.525
15	0.541	0.538667	0.5545	0.546
16	0.54625	0.54	0.5325	0.553
17	0.5475	0.526	0.5485	0.548
18	0.52875	0.531667	0.538	0.547
19	0.54675	0.559667	0.551	0.566
20	0.5575	0.55	0.5335	0.544
21	0.541	0.527	0.5485	0.536
22	0.54225	0.536333	0.561	0.546
23	0.54825	0.546667	0.541	0.531
24	0.53975	0.546667	0.514	<b>0.5</b>
25	0.54625	0.535667	0.545	0.53
176	0.5315	0.525	0.528	0.553



**Tabel A.34 Hasil Klasifikasi kelas Prohous iterasi 200 kali (Bagian 2)**

177	0.5445	0.537333	0.547	0.551
178	0.53075	0.53	0.532	0.532
179	0.546	0.527667	0.54	0.553
180	0.5355	0.535667	0.5305	0.541
181	0.54575	0.563	0.5665	0.549
182	0.5485	0.540667	0.531	0.553
183	0.536	0.538333	0.5395	0.523
184	0.53325	0.527	0.5335	0.54
185	0.55075	0.547667	0.5335	0.522
186	0.542	0.525667	0.5405	0.544
187	0.54425	0.542667	0.5575	0.515
188	0.53975	0.551	0.56	0.557
189	0.54325	0.538	0.538	0.55
190	0.5395	0.54	0.545	<b>0.593</b>
191	0.5355	0.531	0.5455	0.53
192	0.5265	0.541	0.524	0.554
193	0.53775	0.544667	0.5375	0.506
194	0.52475	0.517667	0.5435	0.531
195	0.555	0.546667	0.5425	0.526
196	0.53075	0.545667	0.534	0.545
197	0.539	0.540333	0.5525	0.554
198	0.53775	0.539333	0.522	0.543
199	0.53775	0.535	0.539	0.523
200	0.53875	0.545667	0.559	0.55

**Tabel A.35 Hasil Klasifikasi kelas Proutil iterasi 200 kali (Bagian 1)**

Iterasi ke	Pembagian data			
	60/40	70/30	80/20	90/10
1	0.561	0.528333	0.541	0.522
2	0.546	0.531333	0.546	0.544
3	0.53325	0.541333	0.5375	0.524
4	0.54725	0.572667	0.563	0.55
5	0.54225	0.531667	0.545	0.529
6	0.5365	0.532	0.5385	0.534
7	0.532	0.548	0.5355	0.529
8	0.5545	0.531333	0.533	0.566
9	0.5375	0.54	0.533	0.56
10	0.55025	0.546	0.546	0.527
31	0.5485	0.534667	0.533	0.549
32	0.53025	0.536333	0.534	0.561
33	0.52975	0.544667	0.5405	0.531
34	0.53625	0.547667	0.5365	0.538
35	0.54675	0.537	0.5325	0.549
36	0.54575	0.532667	0.5425	0.547
37	0.53	0.519	0.526	<b>0.493</b>
38	0.537	0.55	0.525	0.551
39	0.5555	0.540333	0.554	0.556
40	0.5295	0.528667	0.5245	0.544
41	0.533	0.532333	0.5475	0.517
42	0.54375	0.544667	0.5395	0.54
43	0.55275	0.542667	0.5245	0.538
44	0.5365	0.55	0.5315	0.539
45	0.53825	0.549333	0.555	0.539

**Tabel A.36 Hasil Klasifikasi kelas Proutil iterasi 200 kali (Bagian 2)**

46	0.54475	0.547667	0.558	0.559
47	0.53325	0.534333	0.5275	0.501
48	0.53225	0.534	0.536	0.543
49	0.553	0.547667	0.5565	0.549
50	0.5465	0.529667	0.5435	0.545
146	0.55625	0.552667	0.5445	<b>0.574</b>
147	0.54325	0.553	0.5415	0.548
148	0.53175	0.528667	0.527	0.53
149	0.54775	0.550667	0.546	0.536
150	0.55025	0.537333	0.5505	0.52
151	0.54	0.545333	0.517	0.531
152	0.5235	0.529333	0.528	0.549
153	0.53425	0.526	0.5515	0.528
154	0.5415	0.547667	0.565	0.531
155	0.538	0.529667	0.53	0.548
191	0.5355	0.547333	0.552	0.537
192	0.5385	0.555	0.5455	0.55
193	0.5405	0.546667	0.5465	0.533
194	0.5375	0.529	0.537	0.551
195	0.538	0.532333	0.5165	0.532
196	0.53575	0.542	0.537	0.557
197	0.55225	0.539333	0.533	0.568
198	0.5475	0.545	0.5435	0.56
199	0.53325	0.545667	0.5485	0.556
200	0.53575	0.538333	0.5365	0.536



**Tabel A.37 Hasil Klasifikasi kelas Proauto iterasi 200 kali (Bagian 1)**

Iterasi ke	Pembagian data			
	60/40	70/30	80/20	90/10
1	0.51775	0.492667	0.502	0.517
2	0.501	0.489667	0.4795	0.517
3	0.5045	0.498667	0.492	0.523
4	0.49675	0.481	0.5075	0.528
5	0.502	0.496667	0.474	0.5
6	0.504	0.500667	0.525	0.473
7	0.511	0.499667	0.4805	0.526
8	0.51025	0.504333	0.484	0.508
9	0.50975	0.512333	0.5045	0.519
10	0.4915	0.512333	0.5115	0.5
11	0.49625	0.491	0.5115	0.524
12	0.4965	0.494	0.502	0.513
13	0.50425	0.5	0.4935	0.514
14	0.49725	0.501	0.501	0.503
15	0.49175	0.497667	0.4845	0.471
16	0.49375	0.51	0.5075	0.502
17	0.49425	0.502333	0.52	<b>0.569</b>
18	0.509	0.510667	0.517	0.526
19	0.4995	0.507667	0.484	0.528
20	0.499	0.505	0.5275	0.52
21	0.493	0.486333	0.4915	0.499
22	0.48675	0.490667	0.498	0.516
23	0.49925	0.498667	0.4995	0.494
24	0.49025	0.492	0.4925	0.497
25	0.49425	0.499667	0.523	0.488

**Tabel A.38 Hasil Klasifikasi kelas Proauto iterasi 200 kali (Bagian 2)**

176	0.50775	0.514667	0.497	0.509
177	0.49975	0.502	0.494	0.505
178	0.5125	0.505	0.4815	0.526
179	0.4845	0.488667	0.484	0.498
180	0.49825	0.481667	0.5	0.507
181	0.497	0.480667	0.5015	0.482
182	0.50025	0.501667	0.53	0.505
183	0.489	0.495	0.5055	0.46
184	0.49525	0.496667	0.5035	0.511
185	0.4855	0.493667	0.5035	0.488
186	0.5175	0.515667	0.4975	0.503
187	0.499	0.494	0.5105	0.504
188	0.49925	0.501	0.4895	<b>0.453</b>
189	0.50825	0.501	0.4885	0.501
190	0.49	0.503333	0.4835	0.508
191	0.488	0.501333	0.488	0.479
192	0.497	0.508	0.4915	0.529
193	0.49875	0.515	0.5115	0.495
194	0.48575	0.495	0.5015	0.484
195	0.506	0.488667	0.493	0.506
196	0.50625	0.512667	0.508	0.512
197	0.499	0.499	0.5135	0.507
198	0.495	0.496	0.496	0.497
199	0.4985	0.505	0.504	0.492
200	0.50975	0.500333	0.5085	0.496

Tabel A.39 Hasil Klasifikasi kelas Procloth iterasi 200 kali (Bagian 1)

Iterasi ke	Pembagian data			
	60/40	70/30	80/20	90/10
1	0.524	0.532667	0.5395	0.52
2	0.534	0.552333	0.5245	<b>0.491</b>
3	0.5325	0.542333	0.54	0.539
4	0.519	0.513	0.501	0.523
5	0.533	0.543	0.536	0.538
6	0.51725	0.516667	0.52	0.502
7	0.53725	0.523667	0.534	0.52
8	0.53475	0.547	0.5205	0.527
9	0.53425	0.531	0.5215	0.519
10	0.52	0.540667	0.5285	0.528
21	0.52675	0.535	0.5435	0.526
22	0.53925	0.547667	0.5045	0.535
23	0.52275	0.520333	0.5275	0.523
24	0.52525	0.539333	0.536	0.541
25	0.52775	0.527333	0.53	0.526
26	0.52375	0.537667	0.5275	0.538
27	0.54875	0.548	0.548	<b>0.576</b>
28	0.54075	0.536	0.544	0.547
29	0.54175	0.533667	0.559	0.561
30	0.531	0.536667	0.522	0.527
101	0.53	0.538333	0.532	0.529
102	0.5285	0.530667	0.5225	0.533
103	0.531	0.537	0.54	0.538
104	0.537	0.537333	0.5365	0.528
105	0.5455	0.533333	0.5335	0.549



**Tabel A.40 Hasil Klasifikasi kelas Procloth iterasi 200 kali (Bagian 2)**

106	0.54175	0.536667	0.5295	0.549
107	0.5285	0.529333	0.5325	0.519
108	0.52425	0.524667	0.5215	0.525
109	0.525	0.513	0.5105	0.499
110	0.5345	0.52	0.531	0.55
181	0.54375	0.538	0.546	0.549
182	0.5415	0.545	0.5255	0.529
183	0.5365	0.531667	0.545	0.507
184	0.541	0.547	0.5255	0.516
185	0.536	0.540333	0.5435	0.547
186	0.53825	0.529333	0.5255	0.54
187	0.54675	0.545	0.535	0.54
188	0.52425	0.544667	0.536	0.55
189	0.53125	0.537	0.5175	0.552
190	0.52025	0.536667	0.552	0.566
191	0.5295	0.529333	0.526	0.553
192	0.52925	0.533333	0.5535	0.548
193	0.5285	0.524	0.5415	0.543
194	0.515	0.538333	0.536	0.515
195	0.536	0.515	0.511	0.536
196	0.54575	0.525333	0.5245	0.544
197	0.52575	0.523667	0.542	0.543
198	0.535	0.524	0.526	0.519
199	0.52225	0.529	0.534	0.538
200	0.53	0.531	0.56	0.536

**Tabel A.41 Hasil Klasifikasi kelas Proent iterasi 200 kali (Bagian 1)**

Iterasi ke	Pembagian data			
	60/40	70/30	80/20	90/10
1	0.53175	0.537333	0.527	0.496
2	0.5335	0.527667	0.5255	0.543
3	0.55775	0.547667	0.5405	0.541
4	0.54425	0.544333	0.54	0.556
5	0.54825	0.537667	0.5545	0.557
6	0.536	0.546	0.5405	0.543
7	0.5465	0.548333	0.5555	0.546
8	0.5375	0.532333	0.5375	0.535
9	0.53275	0.547	0.5545	0.548
10	0.5475	0.535667	0.533	0.541
11	0.5305	0.53	0.544	0.546
12	0.539	0.544	0.542	0.545
13	0.53875	0.540667	0.563	0.541
14	0.53775	0.531333	0.5475	0.514
15	0.52825	0.527333	0.5425	0.556
16	0.532	0.541	0.545	0.581
17	0.54575	0.547333	0.5505	0.544
18	0.53625	0.542667	0.53	0.546
19	0.5425	0.557	0.546	0.547
20	0.5355	0.544667	0.5355	0.549
21	0.5435	0.534	0.542	0.527
22	0.5355	0.516333	0.5455	0.517
23	0.53575	0.532667	0.541	0.539
24	0.5345	0.534667	0.554	0.516
25	0.518	0.518	0.5265	0.55

**Tabel A.42 Hasil Klasifikasi kelas Proent iterasi 200 kali (Bagian 2)**

121	0.5455	0.532	0.5525	0.556
122	0.54425	0.536333	0.546	0.562
123	0.5535	0.549667	0.549	0.513
124	0.54125	0.548	0.5365	0.567
125	0.54975	0.547333	0.5455	0.574
126	0.54625	0.544	0.534	0.569
127	0.5585	0.549	0.5505	0.544
128	0.52925	0.556667	0.538	0.533
129	0.5285	0.535667	0.544	0.561
130	0.56075	0.549333	0.556	0.551
131	0.52525	0.535	0.529	0.536
132	0.53125	0.54	0.5345	0.516
133	0.535	0.541667	0.5465	0.562
134	0.5505	0.541333	0.5455	<b>0.488</b>
135	0.54425	0.540333	0.5395	0.519
191	0.54625	0.541	0.555	0.558
192	0.552	0.539	0.5375	0.51
193	0.5465	0.546667	0.541	0.536
194	0.544	0.546	0.5425	0.544
195	0.5435	0.54	0.5385	0.533
196	0.53775	0.528667	0.5485	0.553
197	0.537	0.557	0.546	0.551
198	0.5525	0.528333	0.5245	<b>0.592</b>
199	0.53525	0.553333	0.5445	0.55
200	0.554	0.545667	0.5245	0.542



**Tabel A.43 Hasil Klasifikasi kelas Progroc iterasi 500 kali (Bagian 1)**

Iterasi ke	Pembagian data			
	60/40	70/30	80/20	90/10
1	0.5365	0.545333	0.552	0.529
2	0.52	0.541	0.5455	0.556
3	0.54075	0.546667	0.5405	0.564
4	0.5305	0.534	0.545	0.546
5	0.5295	0.540667	0.517	0.534
6	0.54775	0.540667	0.555	0.567
7	0.5445	0.554667	0.529	0.545
8	0.5405	0.543667	0.5445	0.541
9	0.54775	0.534667	0.5515	0.537
10	0.5305	0.541333	0.547	0.522
181	0.5315	0.536667	0.5365	0.536
182	0.53375	0.535333	0.532	0.517
183	0.5335	0.540667	0.5475	0.538
184	0.5385	0.548	0.5385	0.519
185	0.5295	0.535333	0.555	0.528
186	0.5465	0.534667	0.543	0.552
187	0.56225	0.545667	0.544	<b>0.495</b>
188	0.547	0.571667	0.5385	0.555
189	0.527	0.545667	0.542	0.537
190	0.54075	0.530667	0.5415	0.534
196	0.5385	0.536	0.5285	0.531
197	0.54325	0.551667	0.5435	0.568
198	0.5345	0.527667	0.5265	0.527
199	0.5545	0.55	0.5535	0.551
200	0.53925	0.557333	0.523	0.556

**Tabel A.44 Hasil Klasifikasi kelas Progroc iterasi 500 kali (Bagian 2)**

201	0.545	0.544667	0.53	0.562
202	0.53975	0.546667	0.5295	0.534
203	0.54425	0.528667	0.5315	0.53
204	0.53525	0.544	0.534	0.563
205	0.53975	0.558667	0.539	<b>0.593</b>
481	0.53325	0.528667	0.5495	0.521
482	0.543	0.541	0.541	0.529
483	0.54575	0.549	0.527	0.558
484	0.56175	0.549	0.5565	0.576
485	0.533	0.550333	0.537	0.546
486	0.55325	0.538667	0.543	0.536
487	0.55175	0.554333	0.5575	0.53
488	0.53775	0.533333	0.526	0.517
489	0.537	0.557	0.5475	0.564
490	0.551	0.534667	0.54	0.553
491	0.548	0.545333	0.5555	0.522
492	0.53425	0.543667	0.519	0.517
493	0.54225	0.546333	0.5405	0.547
494	0.5285	0.537	0.5365	0.544
495	0.53	0.548	0.534	0.556
496	0.53425	0.54	0.5645	0.572
497	0.53625	0.546333	0.533	0.552
498	0.5445	0.537	0.533	0.523
499	0.51975	0.545667	0.538	0.562
500	0.54625	0.532667	0.532	0.53

**Tabel A.45 Hasil Klasifikasi kelas Prorest iterasi 500 kali (Bagian 1)**

Iterasi ke	Pembagian data			
	60/40	70/30	80/20	90/10
1	0.5255	0.540667	0.532	0.513
2	0.538	0.525333	0.512	0.528
3	0.52875	0.528667	0.542	0.527
4	0.5365	0.55	0.5525	0.529
5	0.53275	0.541	0.5345	0.55
6	0.5405	0.543667	0.5685	0.565
7	0.5335	0.539333	0.5205	0.528
8	0.5235	0.542667	0.5265	0.564
9	0.543	0.547	0.5255	0.552
10	0.52575	0.544333	0.5405	0.54
351	0.52775	0.525667	0.538	0.538
352	0.53675	0.522	0.5395	0.543
353	0.54125	0.544333	0.535	0.527
354	0.54325	0.549	0.5525	0.546
355	0.53375	0.544	0.527	0.522
356	0.541	0.538	0.5455	0.532
357	0.53975	0.540667	0.5305	0.543
358	0.5445	0.520667	0.547	0.54
359	0.54275	0.537667	0.5525	<b>0.582</b>
360	0.53525	0.535	0.5255	0.518
441	0.53525	0.52	0.5385	<b>0.483</b>
442	0.542	0.541	0.529	0.532
443	0.5465	0.510333	0.5265	0.501
444	0.529	0.540667	0.537	0.558
445	0.5215	0.536333	0.5285	0.545



**Tabel A.46 Hasil Klasifikasi kelas Prorest iterasi 500 kali (Bagian 2)**

446	0.51925	0.545	0.5375	0.505
447	0.55375	0.537667	0.5435	0.577
448	0.5295	0.542333	0.5295	0.523
449	0.53825	0.528667	0.5485	0.544
450	0.536	0.531667	0.5445	0.531
481	0.52925	0.534	0.5385	0.503
482	0.532	0.527	0.529	0.521
483	0.544	0.551	0.5545	0.543
484	0.5365	0.53	0.5385	0.538
485	0.53225	0.545333	0.5335	0.574
486	0.53725	0.539667	0.533	0.536
487	0.53525	0.525667	0.5315	0.54
488	0.5515	0.551	0.545	0.539
489	0.53325	0.545333	0.5445	0.536
490	0.534	0.513333	0.5135	0.541
491	0.53675	0.537	0.539	0.548
492	0.51825	0.530333	0.534	0.536
493	0.5465	0.550333	0.565	0.538
494	0.535	0.548333	0.563	0.529
495	0.546	0.533	0.5415	0.527
496	0.5345	0.544	0.5385	0.534
497	0.538	0.535333	0.529	0.515
498	0.528	0.517667	0.5235	0.508
499	0.54225	0.535333	0.551	0.522
500	0.54475	0.555	0.5495	0.531

Tabel A.47 Hasil Klasifikasi kelas Prohous iterasi 500 kali (Bagian 1)

Iterasi ke	Pembagian data			
	60/40	70/30	80/20	90/10
1	0.54375	0.538	0.5455	0.568
2	0.5305	0.538	0.5335	0.543
3	0.53625	0.54	0.522	0.537
4	0.54475	0.542667	0.533	0.551
5	0.52875	0.529667	0.5355	0.525
6	0.53625	0.544	0.548	0.554
7	0.54375	0.538333	0.5505	0.523
8	0.52275	0.539667	0.525	0.54
9	0.53675	0.555333	0.5205	0.544
10	0.52775	0.533	0.531	0.546
71	0.54125	0.536333	0.5545	0.533
72	0.54825	0.534333	0.5445	0.547
73	0.541	0.529667	0.541	0.526
74	0.53175	0.529	0.5555	0.532
75	0.54625	0.560333	0.551	0.568
76	0.54075	0.53	0.541	0.525
77	0.5355	0.530333	0.539	0.51
78	0.53725	0.537	0.541	0.55
79	0.5325	0.540333	0.533	0.526
80	0.54675	0.546333	0.5645	<b>0.59</b>
251	0.52425	0.518667	0.525	0.51
252	0.5415	0.539333	0.5235	0.539
253	0.533	0.529333	0.5435	0.555
254	0.5355	0.538	0.5435	0.517
255	0.5295	0.536333	0.533	0.535

**Tabel A.48 Hasil Klasifikasi kelas Prohous iterasi 500 kali (Bagian 2)**

256	0.54975	0.546	0.5515	0.549
257	0.535	0.550333	0.522	0.547
258	0.5305	0.547667	0.53	0.553
259	0.5505	0.53	0.539	0.534
260	0.544	0.532333	0.553	0.55
461	0.5295	0.538667	0.536	0.527
462	0.5485	0.538	0.5475	0.569
463	0.541	0.561667	0.546	0.543
464	0.52125	0.539667	0.5455	0.55
465	0.55175	0.543333	0.547	0.535
466	0.52625	0.533	0.5465	0.525
467	0.548	0.536667	0.537	0.562
468	0.553	0.522667	0.5335	0.542
469	0.52375	0.549667	0.5135	<b>0.488</b>
470	0.5355	0.550667	0.551	0.539
491	0.54725	0.559333	0.542	0.526
492	0.53	0.556	0.5575	0.565
493	0.53375	0.547	0.5485	0.543
494	0.5505	0.521	0.5495	0.542
495	0.537	0.547333	0.5365	0.529
496	0.54425	0.547333	0.534	0.546
497	0.53575	0.540667	0.537	0.541
498	0.53975	0.551333	0.52	0.522
499	0.537	0.553333	0.544	0.546
500	0.54425	0.525	0.555	0.547



**Tabel A.49 Hasil Klasifikasi kelas Proutil iterasi 500 kali (Bagian 1)**

Iterasi ke	Pembagian data			
	60/40	70/30	80/20	90/10
1	0.55625	0.549	0.529	0.511
2	0.5305	0.528667	0.521	0.529
3	0.53775	0.545667	0.5595	0.54
4	0.5415	0.531667	0.533	0.576
5	0.533	0.535	0.542	0.538
6	0.55275	0.538333	0.539	0.551
7	0.53075	0.545333	0.5635	0.538
8	0.53975	0.527	0.5615	0.559
9	0.547	0.539333	0.5465	0.532
10	0.5155	0.534667	0.5265	0.515
251	0.5625	0.550667	0.5485	0.578
252	0.54225	0.551	0.55	0.535
253	0.54625	0.535333	0.534	0.554
254	0.54125	0.546	0.5515	0.554
255	0.5435	0.549667	0.5435	0.541
256	0.54375	0.544	0.535	0.552
257	0.525	0.545	0.533	0.524
258	0.52825	0.535333	0.5525	0.545
259	0.552	0.553	0.5545	0.54
260	0.54425	0.553	0.5445	0.526
301	0.535	0.544333	0.5215	0.541
302	0.534	0.531667	0.534	0.545
303	0.53225	0.533333	0.5325	0.543
304	0.53525	0.547333	0.53	0.548
305	0.546	0.551667	0.5505	0.561

**Tabel A.50 Hasil Klasifikasi kelas Proutil iterasi 500 kali (Bagian 2)**

306	0.5315	0.546333	0.5425	<b>0.584</b>
307	0.53925	0.544333	0.541	0.533
308	0.53375	0.539333	0.548	0.53
309	0.54	0.534333	0.529	0.524
310	0.55325	0.551	0.5585	0.528
411	0.5435	0.542333	0.5575	0.532
412	0.53225	0.538333	0.538	0.508
413	0.54275	0.553667	0.5395	0.528
414	0.54875	0.526333	0.524	0.515
415	0.543	0.531667	0.5305	0.549
416	0.52325	0.550667	0.538	0.55
417	0.54575	0.541	0.541	<b>0.49</b>
418	0.5425	0.538667	0.5315	0.54
419	0.53325	0.550333	0.5315	0.518
420	0.5245	0.541667	0.532	0.541
491	0.54225	0.526333	0.5255	0.535
492	0.53575	0.541667	0.5365	0.544
493	0.541	0.533333	0.545	0.528
494	0.5375	0.540333	0.5525	0.516
495	0.5345	0.539	0.5555	0.554
496	0.567	0.547333	0.5505	0.559
497	0.556	0.533333	0.5235	0.528
498	0.5405	0.552	0.5455	0.565
499	0.53675	0.532333	0.547	0.55
500	0.55225	0.533	0.5545	0.56

**Tabel A.51 Hasil Klasifikasi kelas Proauto iterasi 500 kali (Bagian 1)**

Iterasi ke	Pembagian data			
	60/40	70/30	80/20	90/10
1	0.50125	0.503667	0.507	0.498
2	0.492	0.505667	0.509	0.514
3	0.50075	0.497667	0.497	0.507
4	0.50225	0.494667	0.4945	0.506
5	0.4835	0.501333	0.51	0.486
6	0.50425	0.504	0.4815	0.506
7	0.507	0.484333	0.5065	0.489
8	0.49	0.511667	0.5055	0.51
9	0.4925	0.505333	0.5075	0.513
10	0.506	0.514667	0.4975	0.505
251	0.49375	0.492	0.493	0.478
252	0.4965	0.499	0.509	0.503
253	0.50875	0.5	0.5065	0.503
254	0.50175	0.506	0.5055	0.497
255	0.50675	0.510333	0.49	0.477
256	0.51775	0.501	0.502	0.504
257	0.5115	0.493333	0.488	0.521
258	0.5035	0.488667	0.4985	0.487
259	0.488	0.493667	0.4945	0.493
260	0.50075	0.494	0.5015	0.493
391	0.50125	0.496	0.4895	0.499
392	0.51175	0.500667	0.496	<b>0.549</b>
393	0.504	0.499667	0.508	0.53
394	0.50175	0.489	0.5045	0.516
395	0.50375	0.502333	0.4995	0.497



**Tabel A.52 Hasil Klasifikasi kelas Proauto iterasi 500 kali (Bagian 2)**

396	0.509	0.493333	0.496	0.499
397	0.496	0.494	0.5015	0.523
398	0.50525	0.511667	0.5045	0.522
399	0.5025	0.504333	0.5045	0.521
400	0.4975	0.503333	0.5	0.492
421	0.502	0.500333	0.4905	0.514
422	0.509	0.504	0.509	0.527
423	0.51075	0.503	0.502	<b>0.459</b>
424	0.5	0.517	0.509	0.489
425	0.498	0.495333	0.4945	0.496
426	0.49875	0.487	0.504	0.476
427	0.51175	0.507667	0.5085	0.536
428	0.508	0.493667	0.497	0.491
429	0.4875	0.511333	0.495	0.513
430	0.4925	0.504	0.5205	0.499
491	0.49875	0.491333	0.508	0.496
492	0.5095	0.499667	0.515	0.531
493	0.489	0.483667	0.5075	0.486
494	0.5175	0.510667	0.4945	0.488
495	0.49575	0.494	0.498	0.512
496	0.48775	0.516667	0.5155	0.499
497	0.49675	0.501667	0.494	0.491
498	0.4915	0.503333	0.517	0.524
499	0.4985	0.506	0.497	0.482
500	0.499	0.494667	0.5135	0.51

**Tabel A.53 Hasil Klasifikasi kelas Procloth iterasi 500 kali (Bagian 1)**

Iterasi ke	Pembagian data			
	60/40	70/30	80/20	90/10
1	0.53125	0.551333	0.5315	0.518
2	0.53325	0.53	0.5405	0.521
3	0.53075	0.514667	0.5155	0.533
4	0.54775	0.537667	0.5365	0.523
5	0.5395	0.545667	0.5465	0.535
6	0.5425	0.540333	0.5335	0.545
7	0.519	0.534667	0.518	0.525
8	0.539	0.532	0.548	0.554
9	0.52975	0.530333	0.5495	0.52
10	0.54175	0.525333	0.5235	0.563
71	0.5275	0.522	0.5315	0.534
72	0.53225	0.524667	0.5295	0.525
73	0.531	0.543333	0.5495	0.538
74	0.52575	0.519333	0.507	0.538
75	0.53625	0.539333	0.5205	0.528
76	0.52825	0.539	0.5255	0.524
77	0.526	0.543	0.5195	0.508
78	0.522	0.548	0.5495	<b>0.578</b>
79	0.5305	0.536	0.524	0.52
80	0.53375	0.526	0.527	0.523
251	0.5345	0.534	0.5315	0.511
252	0.5385	0.547	0.545	0.575
253	0.55	0.535333	0.524	0.536
254	0.55525	0.557333	0.5615	0.565
255	0.52075	0.536667	0.533	0.496

**Tabel A.54 Hasil Klasifikasi kelas Procloth iterasi 500 kali (Bagian 2)**

256	0.53675	0.530333	0.5275	0.543
257	0.528	0.530333	0.5265	0.536
258	0.545	0.538667	0.55	0.561
259	0.5385	0.536	0.545	0.53
260	0.54625	0.54	0.539	0.551
451	0.53075	0.536333	0.5305	0.542
452	0.53075	0.537333	0.524	0.538
453	0.53125	0.532667	0.551	0.544
454	0.5375	0.538667	0.549	0.545
455	0.5375	0.532333	0.529	0.538
456	0.535	0.553667	0.5285	0.519
457	0.5305	0.531333	0.5255	0.532
458	0.53575	0.544333	0.5385	0.538
459	0.532	0.532667	0.5345	0.553
460	0.51075	0.530667	0.5135	<b>0.487</b>
491	0.525	0.532667	0.5415	0.528
492	0.52425	0.542333	0.5355	0.513
493	0.53025	0.542667	0.53	0.541
494	0.547	0.533333	0.5405	0.517
495	0.52875	0.515	0.541	0.552
496	0.54125	0.553667	0.5415	0.533
497	0.5305	0.535	0.5445	0.554
498	0.5345	0.515	0.525	0.541
499	0.538	0.535667	0.5265	0.543
500	0.529	0.524	0.52	0.545



**Tabel A.0.55 Hasil Klasifikasi kelas Proent iterasi 500 kali (Bagian 1)**

Iterasi ke	Pembagian data			
	60/40	70/30	80/20	90/10
1	0.5455	0.553333	0.543	0.536
2	0.555	0.544667	0.542	0.583
3	0.53825	0.552	0.545	0.552
4	0.537	0.541	0.5465	0.567
5	0.54725	0.550333	0.5455	0.516
6	0.55375	0.538333	0.533	0.518
7	0.51725	0.535333	0.531	0.541
8	0.541	0.548	0.5675	0.565
9	0.54525	0.525	0.546	0.531
10	0.53425	0.544	0.536	0.551
171	0.5425	0.552333	0.5395	0.552
172	0.55025	0.533333	0.5395	0.548
173	0.53575	0.525333	0.5295	0.524
174	0.53325	0.544	0.5545	0.511
175	0.54375	0.547667	0.554	0.541
176	0.54125	0.524667	0.549	0.526
177	0.5465	0.542667	0.5465	0.539
178	0.54225	0.539667	0.531	0.558
179	0.544	0.555333	0.5405	<b>0.596</b>
180	0.5515	0.551667	0.5465	0.543
250	0.537	0.541333	0.5395	0.563
251	0.53725	0.534	0.5305	0.534
252	0.55075	0.534667	0.548	0.561
253	0.5535	0.548667	0.541	0.564
254	0.54075	0.547667	0.5305	0.565

**Tabel 0.56 Hasil Klasifikasi kelas Proent iterasi 500 kali (Bagian 2)**

255	0.54875	0.538667	0.5535	0.549
256	0.54425	0.543667	0.563	0.533
257	0.53775	0.533333	0.5285	0.554
258	0.53875	0.531667	0.5315	0.557
259	0.5545	0.535333	0.542	0.537
260	0.54425	0.543667	0.5395	0.584
322	0.52925	0.542667	0.555	0.539
323	0.5435	0.553333	0.55	0.529
324	0.5385	0.536	0.5495	<b>0.497</b>
325	0.5365	0.537	0.5385	0.519
326	0.53325	0.528333	0.547	0.561
327	0.552	0.547667	0.5595	0.552
328	0.534	0.538333	0.5555	0.548
329	0.5475	0.553667	0.5455	0.543
330	0.55375	0.562333	0.548	0.532
491	0.5285	0.537667	0.5265	0.542
492	0.5325	0.539	0.5445	0.558
493	0.53925	0.540667	0.5385	0.527
494	0.5405	0.554	0.5255	0.559
495	0.5465	0.545667	0.539	0.549
496	0.53525	0.533333	0.543	0.538
497	0.5395	0.545333	0.5615	0.552
498	0.5445	0.543667	0.537	0.555
499	0.54475	0.551333	0.5315	0.538
500	0.532	0.532667	0.5345	0.538

## BIODATA PENULIS



Irham Dzulkifli Arief, Lahir di Banyuwangi, 6 April 1992. Penulis menempuh pendidikan mulai dari Muhammadiyah 1 Banyuwangi (lulus 2004), SMPN 1 Banyuwangi (lulus 2007), SMA Negeri 1 Glagah (lulus 2010) dan S1 Teknik Informatika ITS (2010-2015).

Selama masa kuliah, penulis aktif dalam beberapa kegiatan yang ada di lingkungan kampus ITS di organisasi tingkat jurusan, yaitu Himpunan Mahasiswa Teknik Computer-Informatika (HMTIC) di Departemen Hubungan Luar Negeri,

dan organisasi tingkat Fakultas, yaitu Badan Eksekutif Mahasiswa Fakultas Teknologi Informasi di Departemen *Organisation of Social Responsibility*. Penulis juga aktif di organisasi kedaerahan Keluarga Pelajar Mahasiswa Banyuwangi di Surabaya. Penulis selama kuliah S1 mengambil bidang minat Komputasi Cerdas dan Visualisasi (KCV). Penulis mempunyai minat di sub-topik *Data Mining*, *Simulation*, dan *Image Processing*. Penulis dapat dihubungi melalui surel: [dzulkifliarief@yahoo.co.id](mailto:dzulkifliarief@yahoo.co.id)



# Implementasi Simulasi Monte Carlo dan Klasifikasi Menggunakan Decision Tree pada Prediksi Pembelian Kartu Kredit

Irham Dzulkifli Arief, Ahmad Saikhu, dan Bilqis Amaliah

Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS)

Jl. Arief Rahman Hakim, Surabaya 60111 Indonesia

e-mail: [saikhu@its-sby.edu](mailto:saikhu@its-sby.edu), [bilqis@its-sby.edu](mailto:bilqis@its-sby.edu)

**Abstrak**— Kartu kredit telah menjadi alat bantu pembayaran yang digunakan oleh sebagian masyarakat pada saat ini. Dalam penggunaannya, kartu kredit memberikan kemudahan untuk para konsumen dalam hal transaksi dalam jumlah yang besar maupun kecil. Namun pihak bank memberikan batasan terhadap jumlah uang yang bisa digunakan dalam transaksi menggunakan kartu kredit yang hanya berdasarkan jumlah gaji dan jabatan nasabah kartu kredit. Padahal masih banyak atribut lain yang harusnya bisa digunakan untuk menentukan limitasi kartu kredit, namun bank tidak memiliki data yang sangat lengkap. Tujuan utama dari permasalahan ini adalah melakukan simulasi pembangkitan data dari data kartu kredit yang memiliki banyak atribut. Sehingga dapat dilakukan klasifikasi untuk memprediksi pembelian kartu kredit seseorang. Data pembelian juga bukan hanya jumlah seluruh pembelian, namun lebih spesifik pembelian dalam bidang tertentu. Permasalahan pembangkitan data dan klasifikasi akan diselesaikan dengan metode simulasi Monte Carlo dan klasifikasi Decision Tree. Hasil uji coba menunjukkan hasil klasifikasi tertinggi yakni 59.6% untuk kelas pembelian Proent (proporsi pembelian pada bidang hiburan) pada simulasi perulangan 500 kali, hasil klasifikasi terendah yakni 46.6% untuk kelas pembelian Procloth pada simulasi perulangan 50 kali.

**Kata Kunci**— *Decision Tree*, Klasifikasi, Monte Carlo, Pembelian Kartu Kredit, Simulasi Pembangkitan Data

## I. PENDAHULUAN

Kartu kredit telah menjadi alat bantu pembayaran yang digunakan oleh sebagian masyarakat pada saat ini. Bahkan kartu kredit bisa dijadikan untuk meningkatkan status sosial. Dalam penggunaannya, kartu kredit memberikan kemudahan untuk para konsumen dalam hal transaksi dalam jumlah yang besar maupun kecil. Namun pihak bank memberikan batasan terhadap jumlah uang yang bisa digunakan dalam transaksi menggunakan kartu kredit. Bank memberikan batasan yang berbeda-beda untuk tiap konsumen tergantung pada permintaan dari pihak konsumen ataupun kebijakan dari pihak bank. Data dari para pengguna kartu kredit sangat banyak sehingga bank mendapatkan masalah dalam pengolahannya.

Padahal data pengguna kartu kredit bisa digunakan bank untuk menentukan kebijakan-kebijakan tertentu kepada para nasabahnya. Pada praktiknya di Indonesia data pengguna yang menentukan jumlah limit kartu kredit hanyalah dari jumlah gaji dan jabatan nasabah.

Simulasi Monte Carlo adalah metode simulasi yang digunakan untuk memodelkan dan menganalisa sistem yang memiliki nilai ketidakpastian. Penggunaan simulasi Monte Carlo dapat digunakan untuk membangkitkan nilai dari variabel yang ada berdasarkan data pengguna kartu kredit yang ada. Simulasi pembangkitan data dapat dilakukan untuk menambah jumlah *dataset* karena *dataset* pada perbankan Indonesia sangat terbatas untuk beberapa atribut tertentu.

Dalam Tugas Akhir ini, penulis akan melakukan implementasi simulasi Monte Carlo untuk membangkitkan variabel-variabel dalam data pengguna kartu kredit dan klasifikasi menggunakan *Decision Tree* untuk memprediksi nilai dari pembelian kartu kredit oleh nasabah. Hasil yang diharapkan sistem ini dapat membangkitkan data dan memprediksi pembelian kartu kredit dengan baik.

## II. TINJAUAN PUSTAKA

### A. Kartu Kredit

Kartu Kredit adalah salah satu alat pembayaran dan pinjaman tunai yang simpel, efisien dan memberikan nilai lebih bagi pemegang kartu. Kartu kredit merupakan suatu jenis penyelesaian transaksi ritel, yang diterbitkan kepada pengguna sistem tersebut sebagai alat pembayaran yang dapat digunakan dalam membayar suatu transaksi. Yaitu, pembayaran atas kewajiban yang timbul dari suatu kewajiban ekonomi, termasuk transaksi pembayaran atau untuk melakukan penarikan tunai dengan kewajiban melakukan pembayaran pada waktu yang disepakati baik secara sekaligus (tunai) atau secara angsuran. Dengan kata lain kartu kredit adalah kartu yang dikeluarkan oleh pihak bank yang dapat digunakan oleh penggunanya untuk membeli segala keperluan dan barang-barang serta pelayanan tertentu secara berhutang. Bisa juga diartikan secara langsung bahwa kartu kredit adalah kartu yang memberikan kesempatan kepada penggunanya untuk mendapatkan pinjaman.



Tabel 1 Data Pengguna Kartu Kredit

Nama atribut	Keterangan
Age	Umur pengguna
Gender	Jenis kelamin
Marital	Status perkawinan
Dependent	Jumlah orang yang bergantung kepada pengguna kartu kredit
Income	Pendapatan per tahun
Year on job	Lama bekerja
Year in Town	Lama tinggal di kota
Year Education	Lama pendidikan
Driving License	Kepemilikan Surat Ijin Mengemudi
Own Home	Kepemilikan Rumah
Credit Card	Jumlah kartu kredit yang dimiliki (selain kartu kredit yang dipakai)
Churn	Jumlah kartu kredit yang ditarik pihak penyedia dalam satu tahun

### B. Decision Tree

Pengambilan keputusan berdasarkan analisis pohon keputusan (*decision tree analysis*) merupakan salah satu cara pengambilan keputusan prediksi dari berbagai alternatif yang tersedia. *Decision Tree* atau pohon keputusan digunakan untuk memodelkan persoalan yang terdiri dari serangkaian keputusan yang mengarah ke solusi. Pohon (*Tree*) merupakan sebuah struktur yang memiliki beberapa bagian. Bagian-bagian itu antara lain: *node*, *leaf* dan *edge*.

*Decision Tree* dibangun berdasarkan suatu algoritma induksi. Cara kerja algoritma induksi yaitu memilih atribut yang terbaik untuk memisahkan data secara rekursif dan mengembangkan simpul daun pada *tree* sampai ditemui kriteria untuk berhenti. *Decision Tree* yang digunakan pada tugas akhir ini menggunakan pendekatan algoritma CART.

Langkah pertama untuk membangun *Decision Tree* menggunakan metode CART adalah mencari *gini index* dari masing masing atribut. Lalu menyusun *node-node* sesuai dengan atribut dan nilainya. Setelah selesai, baru *Decision Tree* dapat digunakan.

Untuk menentukan peletakan atribut dan *Node* terpilih, digunakan sebuah nilai yang disebut *Gini Index*. Nilai tersebut didapatkan dari setiap kriteria dengan data sampel yang ditentukan, yang akan digunakan untuk membangun *Decision Tree*.

*Gini Index* mengukur tingkat homogenitas dari data D dengan

$$Gini(D) = 1 - \sum_{i=1}^m P_i^2 \quad (1)$$

Dimana m adalah banyaknya atribut kelas pada D,  $P_i$  adalah probabilitas suatu data pada D memiliki atribut kelas  $C_i$  dan dihitung dengan

$$\frac{|C_{i,D}|}{|D|} \quad (2)$$

Yaitu membagi banyaknya atribut kelas  $C_i$  pada D dengan banyaknya data pada D. Tingkat homogenitas dari data tersebut disebut dengan *impurity*.

Untuk membelah data dengan homogenitas maksimal, *Gini Index* memerlukan *splitting attribute* atau atribut pembelah. Atribut pembelah merupakan atribut yang akan membelah data membagi 2 partisi dan memiliki nilai *Gini Index* terendah. Oleh karena itu, setiap atribut harus dicari nilai *Gini Index*-nya. Perhitungan *Gini Index* dari atribut pembelah A dilakukan dengan perkalian antara *Gini Index* dari tiap hasil partisi dengan bobotnya masing-masing. Hal ini dilakukan karena CART bersifat biner. Oleh karena itu, untuk data D. Oleh karena itu, untuk data D yang terpartisi oleh atribut pembelah A akan menjadi  $D_1$  dan  $D_2$  dengan

$$Gini_A = \frac{|D_1|}{|D|} Gini(D_1) + \frac{|D_2|}{|D|} Gini(D_2) \quad (3)$$

Untuk setiap atribut, setiap kemungkinan partisi akan selalu dihitung. Untuk atribut A yang bersifat diskret yang memiliki v nilai yang berbeda dan  $v > 2$ , maka semua kemungkinan subset dari A dengan

$$\frac{2^v - 2}{2} \quad (4)$$

banyaknya kemungkinan subset. Setiap subset akan dihitung nilai *Gini Index*-nya dan diambil subset yang memiliki *gini index* terendah sebagai kandidat atribut pembelah.

### C. Simulasi Monte Carlo

Simulasi Monte Carlo adalah suatu metode untuk mengevaluasi suatu model deterministik yang melibatkan bilangan acak sebagai salah satu masukan. Metode ini sering digunakan jika model yang digunakan cukup kompleks, non linear atau melibatkan lebih dari sepasang parameter tidak pasti. Sebuah simulasi Monte Carlo dapat melibatkan 10.000 evaluasi atas sebuah model, suatu pekerjaan di masa lalu hanya bisa dikerjakan oleh sebuah software komputer. Suatu model memerlukan parameter input dan beberapa persamaan yang digunakan untuk menghasilkan output (atau variabel respon). Dengan menggunakan parameter input berupa bilangan random, maka dapat mengubah suatu model deterministik menjadi model stokastik, dimana model deterministik merupakan suatu model pendekatan yang diketahui dengan pasti sedangkan model stokastik tidak pasti.

Simulasi Monte Carlo adalah metode untuk menganalisa perambatan ketidakpastian, dimana tujuannya adalah untuk menentukan bagaimana variasi random atau error mempengaruhi sensitivitas, performa atau reliabilitas dari sistem yang sedang dimodelkan. Simulasi Monte Carlo digolongkan sebagai metode sampling karena input dibangkitkan secara random dari suatu distribusi probabilitas untuk proses sampling dari suatu populasi nyata. Oleh karena itu, suatu model harus memilih suatu distribusi input yang paling mendekati data yang dimiliki..

## III. ANALISIS DAN PERANCANGAN

### A. Deskripsi Umum

Pada Tugas Akhir ini dirancang sebuah sistem untuk memprediksi pembelanjaan kartu kredit seseorang. Prediksi



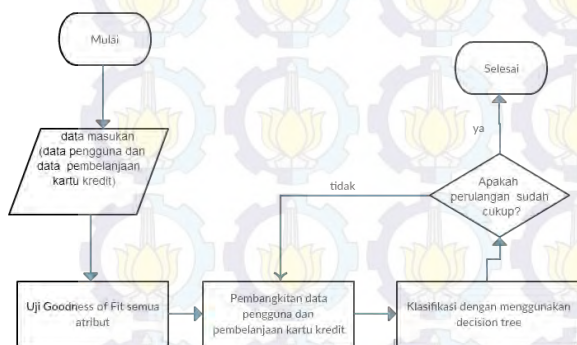
pembelanjaan ini dibagi menjadi dua hasil yakni tinggi dan rendah. Pembelanjaan dikatakan tinggi apabila melebihi rata-rata dari seluruh data yang ada. Data masukan dari sistem ini adalah data pengguna kartu kredit. Data tersebut di bangkitkan ulang lalu diklasifikasikan menjadi data luaran dari sistem. Pada proses pembangkitan dan klasifikasi dilakukan perulangan berkali-kali sehingga mendapat hasil yang tepat. Proses sistem secara garis besar ditunjukkan pada

### B. Perancangan Data

Data masukan dari sistem ini didapatkan dari laporan penelitian dengan judul “*Data Mining and simulation: a grey relationship demonstration*” oleh Desheng Wu, David L. Olson dan Zhao Yang Dong. Data masukan berupa tabel yang terdiri dari atribut pengguna kartu kredit dan proporsi pembelanjaan terhadap variabel Income. Contoh data masukan dapat dilihat pada Tabel 2 dan Tabel 3.

Atribut pengguna kartu kredit meliputi Age, Gender, Marital, Dependents, Income, YrJob, YrTown, YrEd, DrivLic, OwnHom, CredC, dan Churn. Variabel Age. Pada atribut Gender nilai 0 merepresentasikan jenis kelamin perempuan dan nilai 1 adalah laki-laki. Pada atribut Marital nilai 0 merepresentasikan pengguna kartu kredit masih belum menikah, nilai 0.5 adalah telah bercerai, dan nilai 1 adalah menikah. Atribut Income merepresentasikan pendapatan pengguna kartu kredit dalam satu tahun. Atribut DrivLic merepresentasikan kepemilikan surat ijin mengemudi (SIM), nilai 0 untuk tidak memiliki dan nilai 1 untuk memiliki. Variabel OwnHome merepresentasikan kepemilikan rumah, nilai 0 untuk tidak memiliki dan nilai 1 untuk memiliki. Atribut Churn merepresentasikan jumlah kartu kredit yang ditarik oleh pihak bank dalam kurun waktu satu tahun terakhir.

Jenis pembelanjaan kartu kredit dalam data ditunjukkan pada Tabel 4. Nilai atribut dari tiap jenis pembelanjaan ini adalah proporsi dari jumlah pendapatan (variabel Income) pengguna kartu kredit. Atribut pembelanjaan kartu kredit ini meliputi ProGroc, ProRest, ProHous, ProUtil, ProAuto, ProCloth, dan ProEnt, yang merepresentasikan proporsi pembelanjaan untuk *grocery*, *restaurant*, *housing*, *utilities*, *automobile*, *clothing*, dan *entertainment*.



Gambar 1 Diagram Alir Proses yang Dilakukan Sistem

Tabel 2 Tabel Data Pengguna Kartu Kredit (Bagian 1)

age	Gender	Marital	Dependents	Income	YrJob
87	0	0.5	0	80.054	5
64	0	1	0	51.253	4
23	0	0	0	41.426	7
48	0	1	1	59.073	13
56	1	1	0	57.397	21
27	1	1	1	29.203	6

Tabel 3 Tabel Data Pengguna Kartu Kredit (Bagian 2)

YrTown	YrEd	DrivLic	Own Home	CredC	Churn
0	13	0	0	1	0
0	11	1	0	13	1
23	11	1	0	1	0
0	13	1	1	4	0
18	13	1	1	9	1
0	12	1	1	2	0

Tabel 4 Pembelanjaan Kartu Kredit

ProGroc	ProRest	ProHous	ProUtil	ProAuto	ProCloth	ProEnt
0.031	0.009	0.132	0.031	0	0.066	0.049
0.044	0.032	0.21	0.042	0.069	0.119	0.062
0	0.08	0.247	0.081	0.081	0.146	0.091
0.073	0.002	0.248	0.098	0.059	0.106	0.035
0.037	0.019	0.237	0.079	0.067	0.116	0.05
0.14	0.017	0.374	0.197	0.091	0.072	0

### C. Pengujian Goodness of Fit

Pengujian Goodness of fit bertujuan untuk menentukan distribusi persebaran data yang akan digunakan untuk pembangkitan data. Pengujian ini dilakukan untuk setiap atribut, atribut pengguna kartu kredit maupun atribut pembelanjaan kartu kredit. Dalam Tugas akhir ini Pengujian *Goodness of Fit* dilakukan dengan menggunakan kaskas bantu EasyFit dan metode yang digunakan adalah Kolmogorov-Smirnov. Hasil dari pengujian ini adalah semua atribut tidak mengikuti suatu distribusi tertentu kecuali atribut Income yang mengikuti distribusi Gamma dengan parameter  $\alpha=4.8605$  dan  $\beta=10.008$ . Atribut yang tidak mengikuti distribusi tertentu akan dibangkitkan dengan menggunakan distribusi empiris.

### D. Perancangan Pembangkitan Data

Pembangkitan data dilakukan dengan menggunakan kaskas bantu Matlab. Untuk atribut Income, pembangkitan data menggunakan fungsi matlab yang digunakan untuk pembangkitan data dengan distribusi Gamma. Untuk Atribut selain Income digunakan Pembangkitan dengan menggunakan



distribusi empiris. Proses pembuatan distribusi empiris untuk atribut dengan bentuk data diskrit adalah sebagai berikut:

1. Tentukan nilai berapa saja yang muncul pada data asli, masukkan ke sebuah *array* kolom 1.
2. Hitung frekuensi relatif dari tiap nilai-nilai pada kolom 1, masukkan ke *array* kolom 2.
3. Hitung frekuensi kumulatif dari tiap nilai-nilai pada kolom 1, masukkan ke *array* kolom 2
4. Hitung jarak antar frekuensi kumulatif, dan masukkan ke kolom 4 dan 5
5. Bangkitkan data menggunakan *random uniform* R, jika nilai R termasuk dalam salah satu jarak pada kolom 4 dan 5, maka nilai yang diambil adalah nilai pada kolom 1.

Untuk atribut yang bersifat kontinyu, prosesnya sama untuk langkah 1 sampai langkah 4, namun pada langkah 5 dan selanjutnya prosesnya adalah sebagai berikut:

5. Hitung slope a, dengan melakukan pembagian selisih nilai kolom 1 pada tiap baris dengan baris sebelumnya dan selisih nilai frekuensi kumulatif pada tiap baris dengan baris sebelumnya.
6. Bangkitkan data menggunakan *random uniform* R, jika nilai R termasuk dalam salah satu jarak pada kolom 4 dan 5, maka dilakukan perhitungan dengan menambah nilai pada kolom 1 baris sebelumnya dengan perkalian slope a dengan selisih nilai random R dan frekuensi kumulatif baris sebelumnya.

Setiap atribut dibangkitkan sebanyak 10.000 kali untuk menghasilkan 10.000 data pengguna dan pembelanjaan kartu kredit. Proses selanjutnya adalah melakukan kategorisasi data untuk mempermudah pembentukan *Decision Tree*. Pembagian kategori ditunjukkan pada Tabel 5. Atribut Gender, DrivLic, dan OwnHome dibagi menjadi dua kategori saja karena hanya memiliki dua jenis nilai sedangkan atribut yang lain dibagi menjadi tiga kategori.

**Tabel 5 Pembagian Kategori Data**

no	Variabel	Tipe data	Kategori 1 (0)	Kategori 2 (1)	Kategori 3 (2)
1	Age	Integer	<32	32-48	48>
2	Gender	Binary	wanita	pria	
3	Marital	Categorica l	Belum Menikah	Bercerai	Menika h
4	Dependent s	Integer	0	1	1>
5	Income	Continuou s	<34.000	34.000 - 55.000	50.000>
6	YrJob	Integer	<5	5 - 10	10>
7	YrTown	Integer	<1	1 - 5	5>
8	YrEd	Integer	<12	12 - 15	15>
9	DrivLic	Binary	Tidak	Ya	
10	OwnHome	Binary	Tidak	Ya	
11	CredC	Integer	0	1	1>
12	Churn	Integer	0	1	1>

### E. Perancangan Decision Tree

Pada proses ini akan dijelaskan implementasi dari proses klasifikasi. Proses awal dilakukan dengan memasukkan data latih. Data latih yang digunakan adalah data hasil pembangkitan pada proses sebelumnya. Proses klasifikasi dilakukan satu per satu untuk tiap kelas. Data kelas yang digunakan adalah data kelas hasil dari pembangkitan. Jumlah data yang digunakan adalah 10.000 data. Proses klasifikasi dilakukan 4 kali untuk pembagian data latih dan data tes. Data yang digunakan sebagai data latih sebanyak 6.000, 7.000, 8.000, dan 9000, sisanya digunakan untuk data tes.

Pembuatan *Decision Tree* menggunakan fungsi Matlab *classregtree*. Setelah *Decision Tree* berhasil dibentuk, maka langkah berikutnya adalah melakukan uji untuk data tes dengan menggunakan *Decision Tree* dari proses latih. Hasil dari klasifikasi adalah prediksi pembelanjaan kartu kredit pada satu jenis pembelanjaan. Data hasil klasifikasi berupa nilai 0 dan 1, nilai 0 merepresentasikan prediksi pembelanjaan rendah dan nilai 1 merepresentasikan prediksi pembelanjaan tinggi.

## IV. PENGUJIAN

Pengujian sistem adalah melakukan proses simulasi pembangkitan data dan klasifikasi secara berulang-ulang. Jumlah perulangan dilakukan berbeda-beda untuk dibandingkan antar skenario uji coba.

### 1. Skenario 1

Perbandingan hasil klasifikasi untuk tiap kelas pembelanjaan kartu kredit dengan perulangan pembangkitan data sebanyak 50 kali.

### 2. Skenario 2

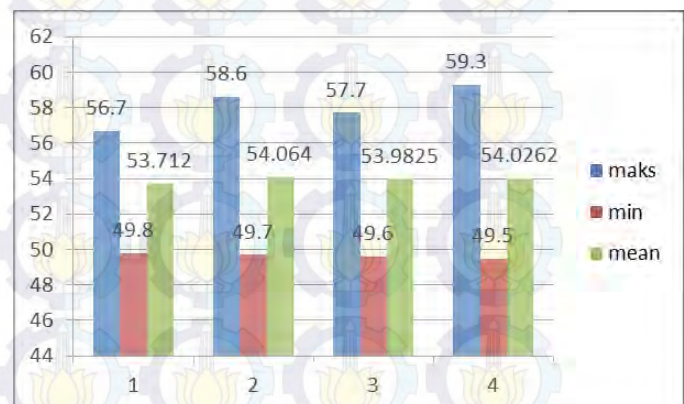
Perbandingan hasil klasifikasi untuk tiap kelas pembelanjaan kartu kredit dengan perulangan pembangkitan data sebanyak 100 kali.

### 3. Skenario 3

Perbandingan hasil klasifikasi untuk tiap kelas pembelanjaan kartu kredit dengan perulangan pembangkitan data sebanyak 200 kali.

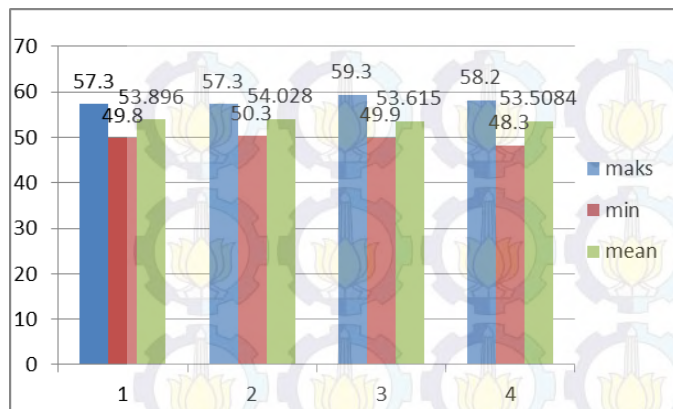
### 4. Skenario 4

Perbandingan hasil klasifikasi untuk tiap kelas pembelanjaan kartu kredit dengan perulangan pembangkitan data sebanyak 500 kali.

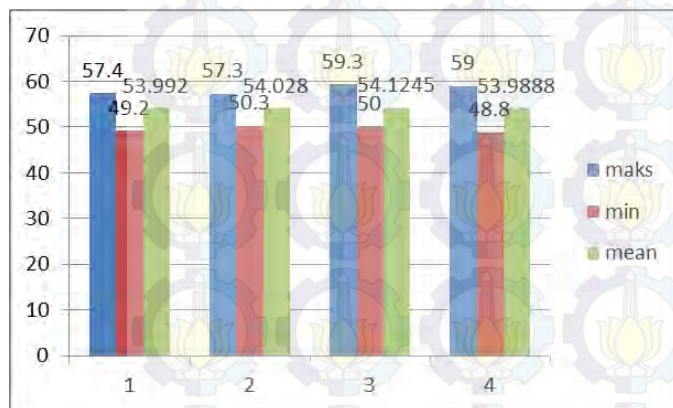


**Gambar 2 Grafik Akurasi Kelas Prolog pada Semua Uji Coba**

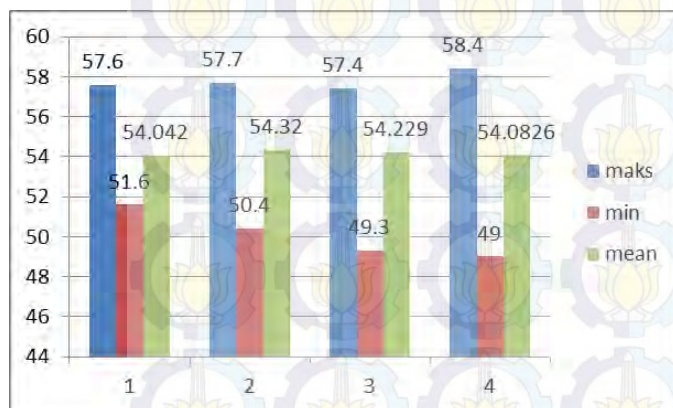




Gambar 3 Grafik Akurasi Kelas Prorest pada Semua Uji Coba



Gambar 4 Grafik Akurasi Kelas Prohous pada Semua Uji Coba



Gambar 5 Grafik Akurasi Kelas Proutil pada Semua Uji Coba

Dari skenario uji coba yang telah dilakukan, atribut Progroc mendapatkan nilai akurasi maksimal tertinggi 59.3%, yakni pada uji coba skenario ketiga dengan perulangan 500 kali. Antara skenario uji coban nilai akurasi maksimum relatif meningkat dari 56.7% pada skenario 1, 58,6% pada skenario 2, 57.7% pada skenario 3, dan 59.3% pada skenario keempat. Nilai akurasi rata-rata tidak jauh berbeda antar skenario uji coba dengan nilai 53.71%, 54.064%, 53.982%, dan 54.026% pada skenario uji coba 1,2,3, dan 4. Hasil uji coba kelas Progroc ditunjukkan pada Gambar 2.

Nilai maksimum tertinggi dari atribut Prorest terdapat pada skenario uji coba ketiga yakni dengan nilai 59.3%.akurasi maksimum meningkat dari uji coba skenario 1,2, dan 3, namun menurun pada uji coba skenario keempat. Nilai akurasi rata-

rata antar uji coba meningkat dari uji coba skenario 1 ke uji coba skenario 2, namun menurun pada skenario 3 dan 4 dengan nilai 53.896%, 54.028%, 53.615%, dan 53.508% pada uji coba skenario 1,2,3, dan 4. Hasil uji coba kelas Prorest ditunjukkan pada Gambar 3.

Nilai maksimum tertinggi dari klasifikasi kelas pembelanjaan prohous ada pada uji coba skenario 3 dengan 59.3%. Untuk akurasi rata-rata tertinggi juga ada pada uji coba skenario ketiga dengan nilai akurasi 54.124%. Hasil uji coba kelas Prohous ditunjukkan pada Gambar 4.

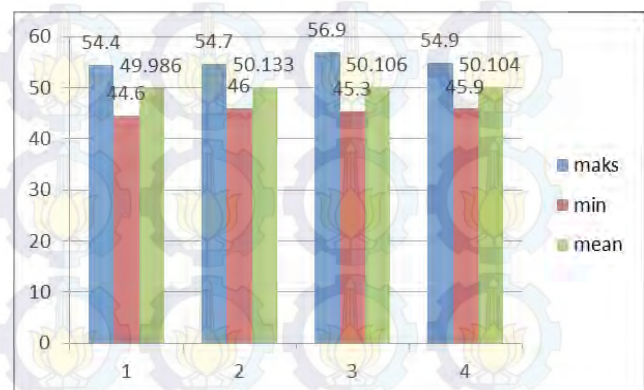
Nilai akurasi maksimum pada uji coba skenario 1,2,3, dan 4 pada kelas proutil adalah 57.6%, 57.7%, 57.4%, dan 58.4%. Nilai rata-rata akurasi adalah 54.04%, 54.32%, 54.229%, dan 54.082% pada uji coba skenario 1,2,3, dan 4. Hasil uji coba kelas Proutil ditunjukkan pada Gambar 5

Hasil uji coba kelas Proauto ditunjukkan pada Gambar 6. Akurasi maksimum atribut kelas pembelanjaan Proauto memiliki nilai tertinggi pada uji coba skenario ketiga dengan nilai 56.9%, lebih tinggi dari uji coba skenario 1,2 dan 4, dengan nilai 54.4%, 54.7%, dan 54.9%. rata-rata nilai klasifikasi kelas ini adalah 49.986%, 50.133%, 50.106%, dan 50.104% pada uji coba skenario 1,2,3, dan 4.

Hasil uji coba skenario 1 sampai 4 menunjukkan nilai maksimum tertinggi klasifikasi kelas Procloth ada pada uji coba keempat dengan nilai 57.8%, sedangkan nilai rata-rata klasifikasi tertinggi ada pada uji coba skenario pertama dengan nilai 53.618%. Hasil uji coba kelas Procloth ditunjukkan pada Gambar 6

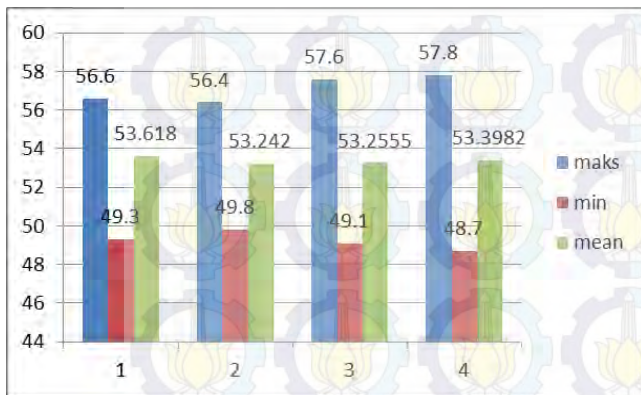
. Hasil uji coba kelas Proent ditunjukkan pada Gambar 8. nilai maksimum tertinggi klasifikasi kelas Proent ada pada uji coba keempat dengan nilai maksimum 59.6%. nilai klasifikasi maksimum relatif naik dari uji coba kesatu hingga keempat yakni 58%, 57.9, 59.2%, dan 59.6%. Nilai rata-rata maksimum terdapat pada skenario uji coba kesatu dengan nilai 54.414%, lalu turun menjadi 54.014% pada skenario uji coba kedua, naik menjadi 54.371% pada uji coba ketiga dan turun lagi menjadi 54.326% pada skenario uji coba keempat.

Dari keempat skenario uji coba, hasil klasifikasi yang didapat cukup rendah yakni dibawah 60%. Hal ini dapat disebabkan oleh tidak adanya analisis keterkaitan data antar atribut saat proses pembangkitan. Pembangkitan data dilakukan satu per satu persatu atribut, sehingga antar atribut tidak memiliki keterkaitan sama sekali.

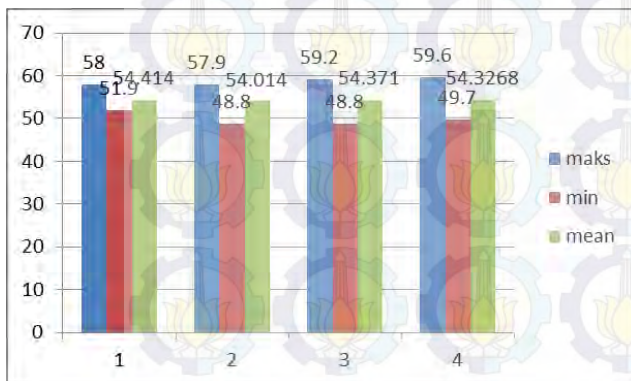


Gambar 6 Grafik Akurasi Kelas Proauto pada Semua Uji Coba





Gambar 7 Grafik Akurasi Kelas Procloth pada Semua Uji Coba



Gambar 8 Grafik Akurasi Kelas Proent pada Semua Uji Coba

## V. KESIMPULAN DAN SARAN

Dari hasil uji coba yang telah dilakukan terhadap implementasi simulasi Monte Carlo dan klasifikasi *Decision Tree* diambil kesimpulan sebagai berikut:

1. Simulasi Monte Carlo dapat digunakan untuk pembangkitan data pengguna dan pembelanjaan kartu kredit.
2. Hasil iterasi perulangan simulasi untuk pembangkitan data dan klasifikasi memiliki nilai akurasi tertinggi 59.6% untuk kelas pembelanjaan Proent pada simulasi perulangan 500 kali, hasil akurasi klasifikasi terendah yakni 46.6% untuk kelas pembelanjaan Procloth pada simulasi perulangan 50 kali.
3. Jumlah iterasi tidak mempengaruhi rata-rata nilai akurasi klasifikasi, namun mempengaruhi nilai akurasi maksimum dan minimum untuk tiap kelas dalam tiap proses skenario uji coba.

Saran yang diberikan untuk pengembangan Tugas Akhir ini adalah diperlukan analisis lebih mendalam pada proses pembangkitan data untuk diharapkan mendapat hasil klasifikasi yang lebih baik.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. Timofev, *Classification and Regression Tree (CART) Theory and Application*, Berlin, Jerman: Center of Applied Statistics and Economid Humboldt University, 2004.

- [2] E. A. S. Maulana, *Deteksi Tipe Penyakit Acute Lymphoblastic Leukimia Menggunakan Metode Decision Tree Berdasarkan Citra Mikroskopik Sel Darah*, Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember, 2015.
- [3] F. A. Hermawati, *Data Mining*, Yogyakarta: Penerbit Andi, 2009.
- [4] D. D. O. Z. Y. D. Desheng Wu, "Data Mining and Simulation: A Grey Relationship Demonstration," *International Journal of System Science*, pp. 981-986, 2006.
- [5] J. Banks, *Discrete-Event System Simulation*, Pearson.
- [6] M. Achmad, "Simulasi Monte Carlo," in *Teknik Simulasi dan Pemodelan*, 2008.



## **PRESENTASI TUGAS AKHIR – KI141502**

# **IMPLEMENTASI SIMULASI MONTE CARLO DAN KLASIFIKASI DECISION TREE UNTUK PREDIKSI PEMBELANJAAN KARTU KREDIT**

*(Kata kunci: pembelian kartu kredit, Simulasi, Monte Carlo, Klasifikasi, Decision Tree)*

### **Penyusun Tugas Akhir :**

**Irham Dzulkifli Arief  
(NRP : 5110.100.073)**

### **Dosen Pembimbing :**

**Ahmad Saikhu, S.Si., M.T.  
Bilqis Amaliah, S.Kom., M.Kom.**

# Agenda

Pendahuluan

Perancangan  
Perangkat Lunak

Uji Coba

Kesimpulan & Saran



# Latar Belakang

*Penggunaan Kartu Kredit*

Faktor Penentu Limitasi Kartu Kredit

Jenis Pembelanjaan

Pembangkitan data pengguna kartu kredit

Prediksi tinggi rendahnya pembelanjaan



# Rumusan Masalah

- 1 Pencarian distribusi
- 2 Pembangkitan dengan Distiribusi
- 3 Klasifikasi Decision Tree

# Batasan Masalah

Uji Goodness of fit menggunakan algoritma Kolmogorov Smirnov

Implementasi menggunakan pembangunan dan klasifikasi menggunakan matlab

Algoritma Decision Tree CART



# Tujuan

Melakukan pencarian distribusi

Melakukan pembangkitan data

Melakukan klasifikasi Decision Tree

Melakukan simulasi Monte Carlo



# Agenda

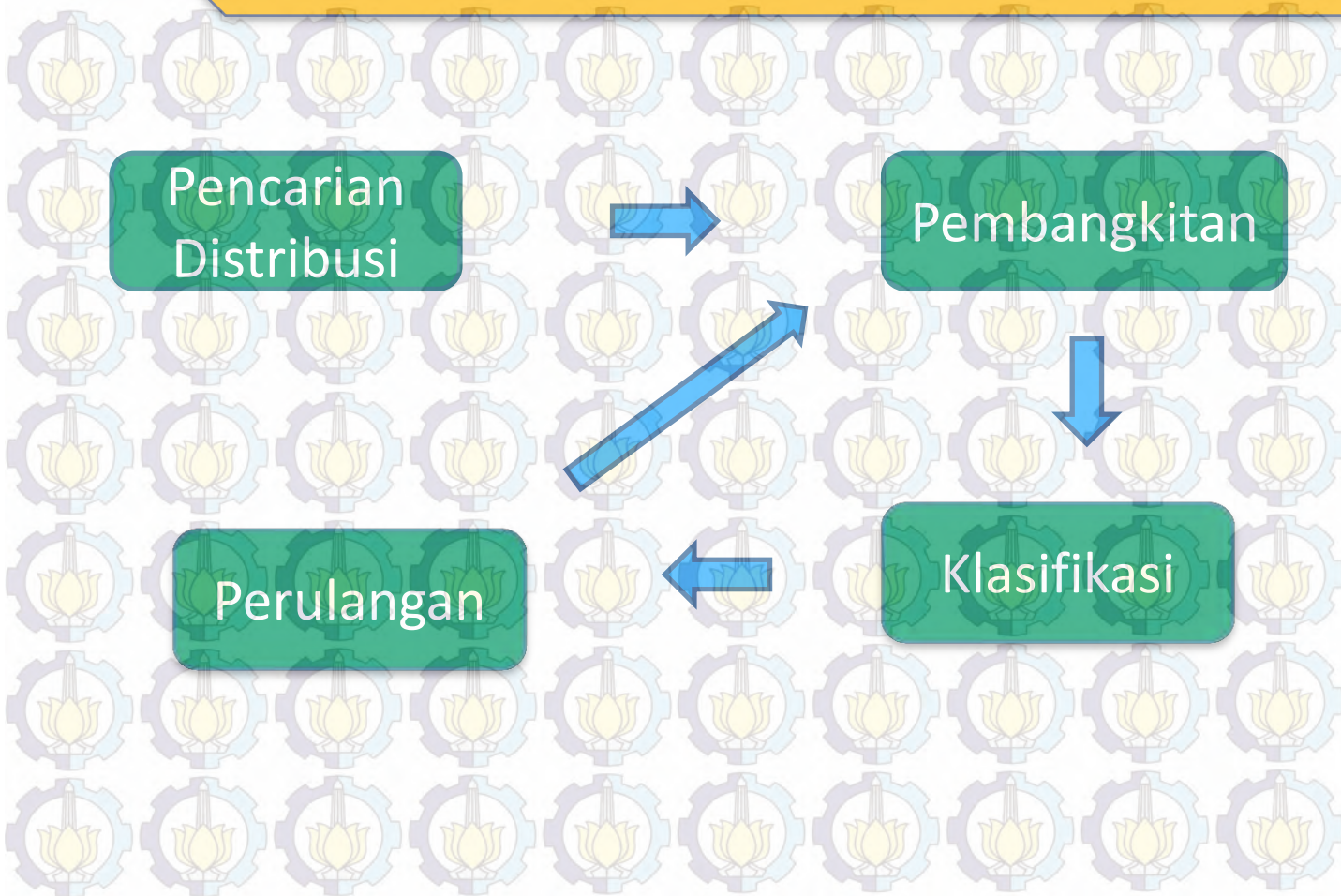
Pendahuluan

Perancangan  
Perangkat Lunak

Uji Coba

Kesimpulan & Saran

# Perancangan





# Contoh data masukan

age	Gender	Marital	Dependents	Income	YrJob	YrTown	YrEd	DrivLic	Own Home	CredC	Churn
87	0	0.5	0	80.054	5	0	13	0	0	1	0
64	0	1	0	51.253	4	0	11	1	0	13	1
23	0	0	0	41.426	7	23	11	1	0	1	0
48	0	1	1	59.073	13	0	13	1	1	4	0
56	1	1	0	57.397	21	18	13	1	1	9	1
27	1	1	1	29.203	6	0	12	1	1	2	0

ProGroc	ProRest	ProHous	ProUtil	ProAuto	ProCloth	ProEnt
0.031	0.009	0.132	0.031	0	0.066	0.049
0.044	0.032	0.21	0.042	0.069	0.119	0.062
0	0.08	0.247	0.081	0.081	0.146	0.091
0.073	0.002	0.248	0.098	0.059	0.106	0.035
0.037	0.019	0.237	0.079	0.067	0.116	0.05
0.14	0.017	0.374	0.197	0.091	0.072	0

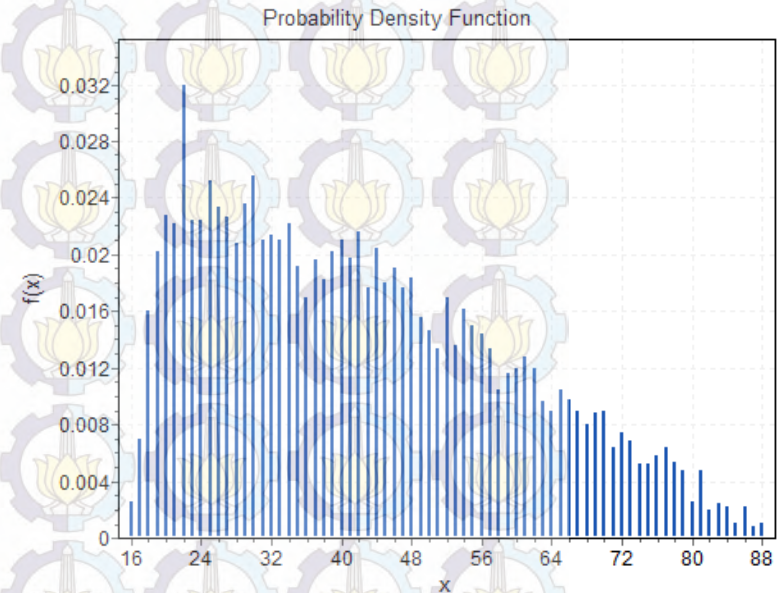


# Pengujian Goodness of Fit

## Pengujian Atribut Age

Negative Binomial dengan parameter  
 $n=7$  dan  $p=0.1473$ .

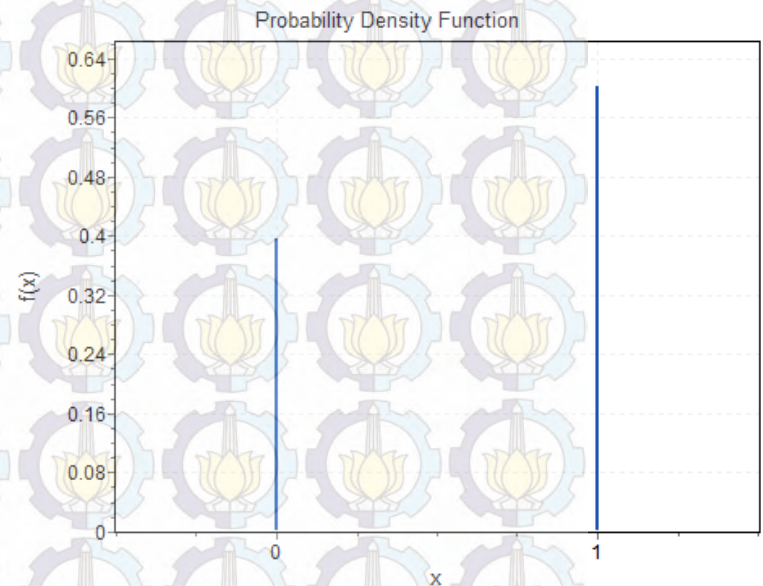
$$Z=0.9304 > Z \text{ tabel } 0.01921$$



# Pengujian Goodness of Fit

## Pengujian Atribut Gender

Hanya memiliki 2 nilai,  
gunakan distribusi  
empiris

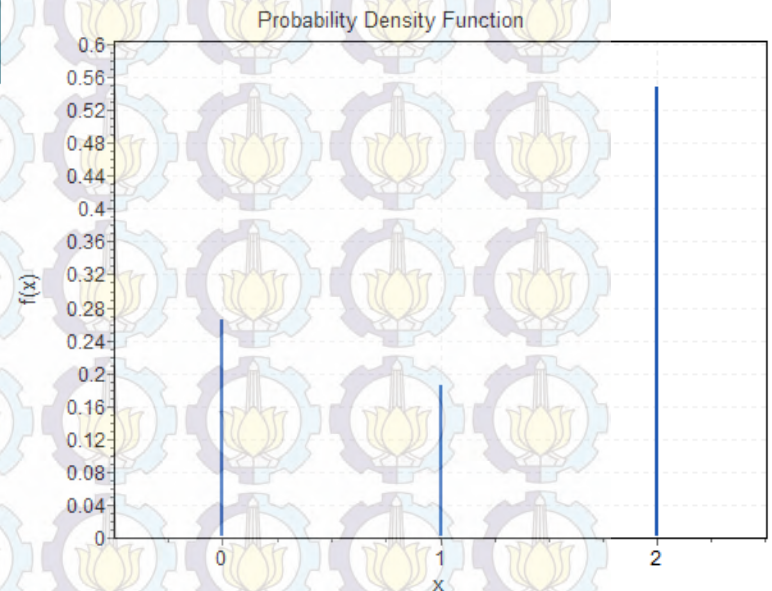




# Pengujian Goodness of Fit

## Pengujian Atribut Marital

Hanya memiliki 3 nilai,  
gunakan distribusi  
empiris



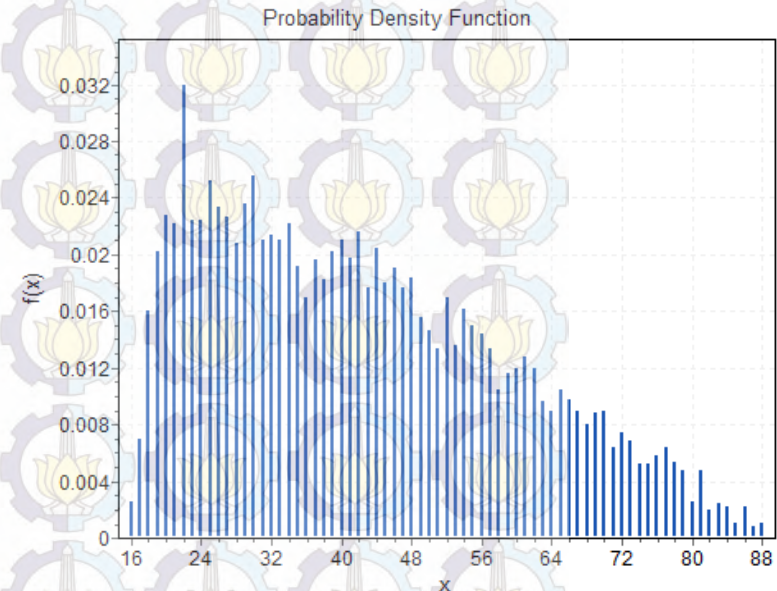


# Pengujian Goodness of Fit

## Pengujian Atribut Dependents

Distribusi Poisson  $\lambda = 0.8646$

$Z=0.42122 > Z \text{ tabel } 0.01921$



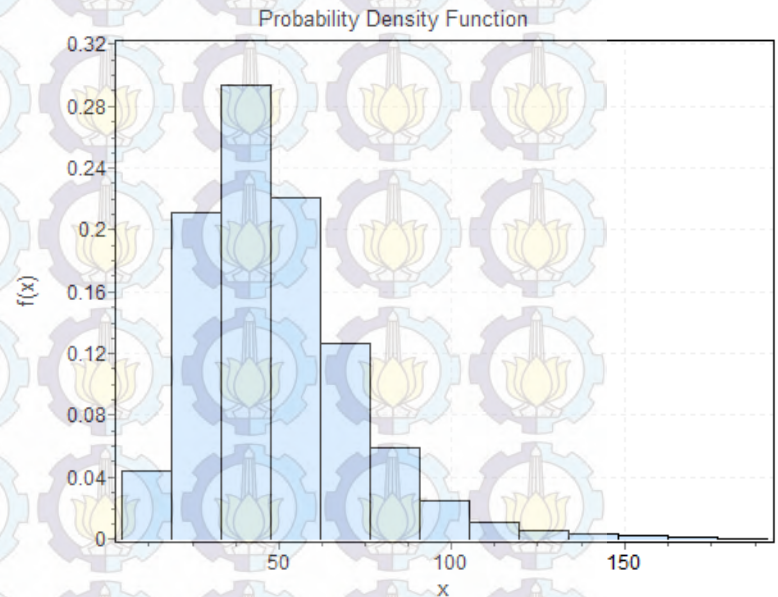
# Pengujian Goodness of Fit

## Pengujian Atribut Income

Distribusi Gamma  $\alpha = 4.8605$  dan  $\beta = 10.008$

$Z = 0.0125 < Z_{\text{tabel}} 0.01921$

$H_0$  Diterima. Distribusi Gamma



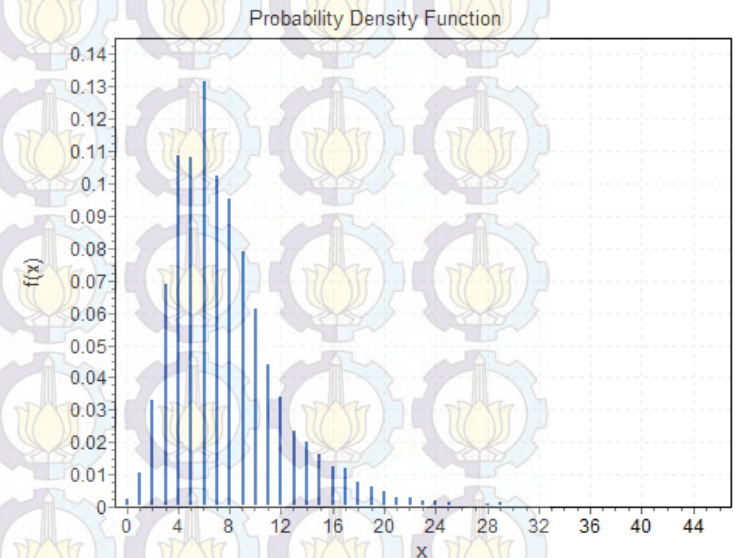


# Pengujian Goodness of Fit

## Pengujian Atribut YrJob

Distribusi Negative Binomial  $n=7$  dan  $p=0.1473$

$Z=0.0797 > Z \text{ tabel } 0.01921$



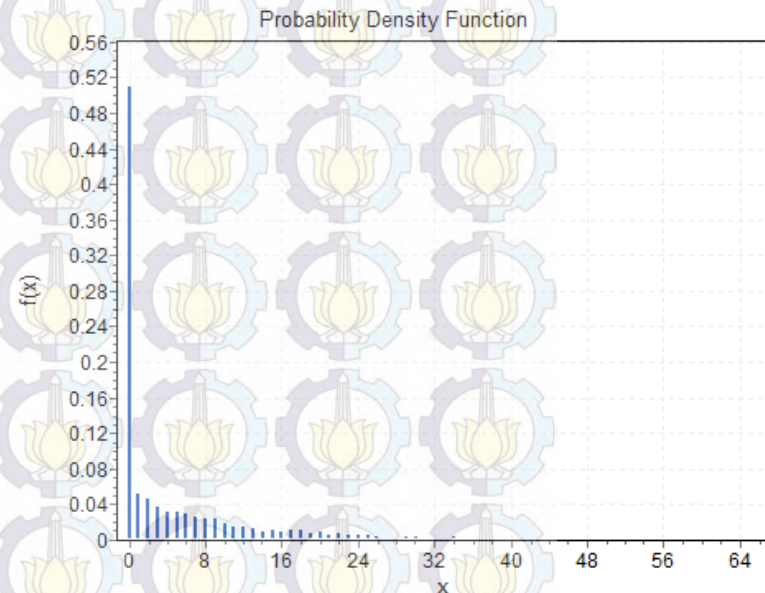


# Pengujian Goodness of Fit

## Pengujian Atribut YrTown

Distribusi Negative Binomial  $n=7$  dan  
 $p=0.017074$

$Z=0.3396 > Z \text{ tabel } 0.01921$

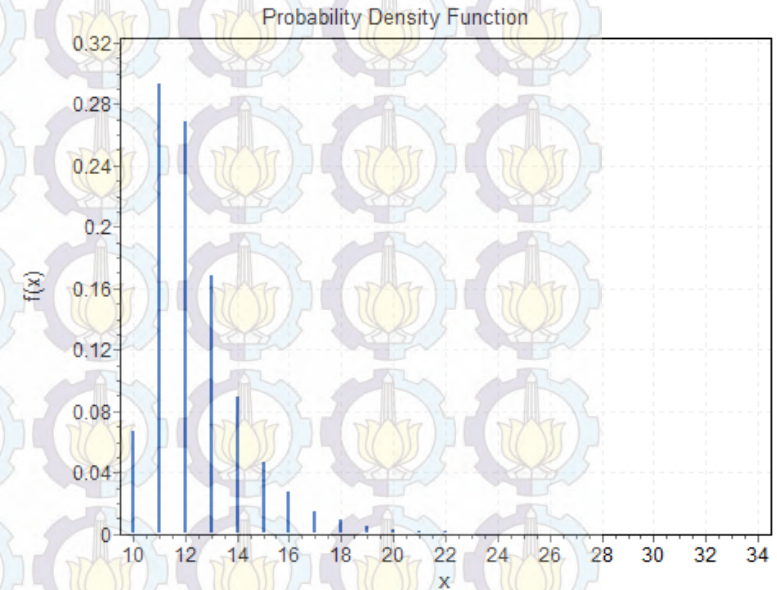


# Pengujian Goodness of Fit

## Pengujian Atribut YrEd

Distribusi Binomial  
 $n=17$  dan  $p=0.7005$

$Z=0.33418 > Z \text{ tabel } 0.01921$

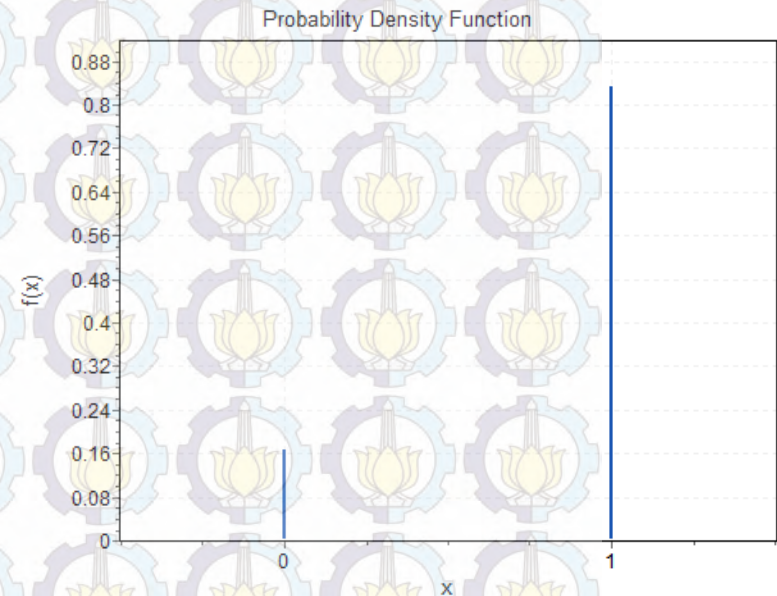




# Pengujian Goodness of Fit

## Pengujian Atribut DrivLic

Hanya memiliki 2 nilai,  
gunakan distribusi  
empiris

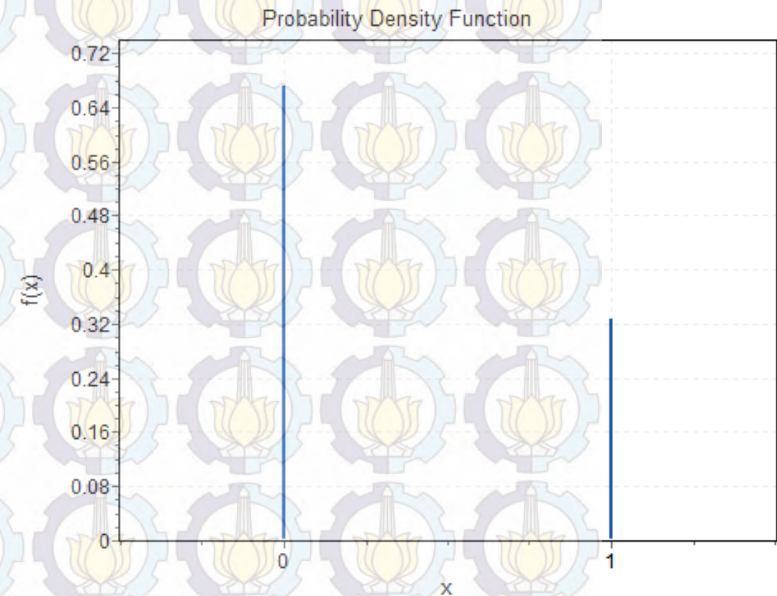




# Pengujian Goodness of Fit

## Pengujian Atribut OwnHome

Hanya memiliki 2 nilai,  
gunakan distribusi  
empiris

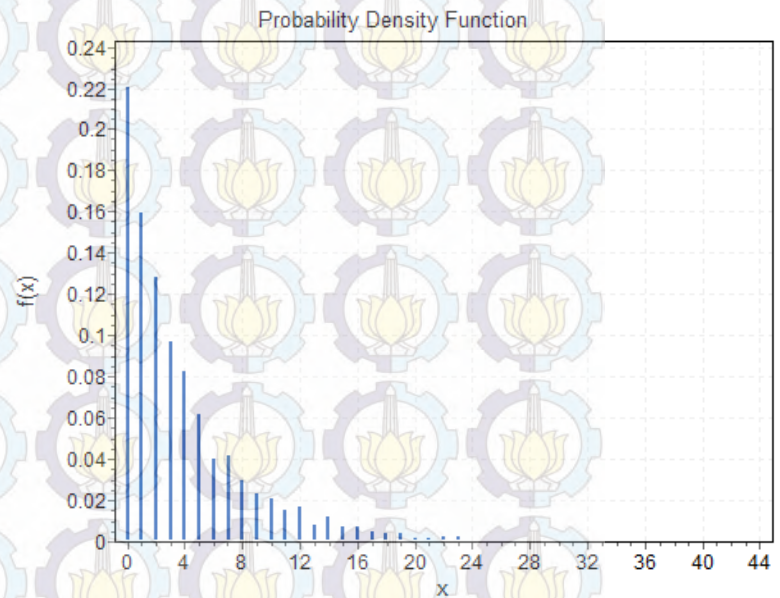


# Pengujian Goodness of Fit

## Pengujian Atribut CredC

Distribusi Geometric  $p=0.20059$

$Z=0.20059 > Z \text{ tabel } 0.01921$

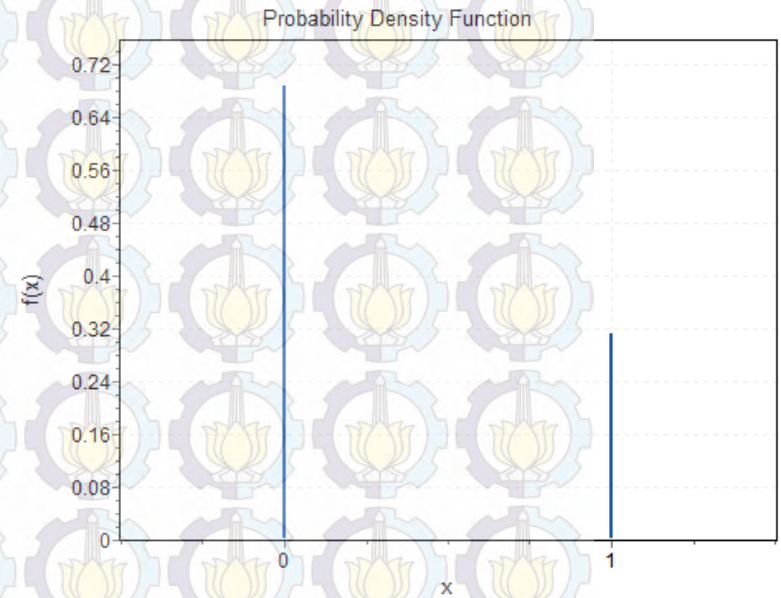




# Pengujian Goodness of Fit

## Pengujian Atribut Churn

Hanya memiliki 2 nilai,  
gunakan distribusi  
empiris



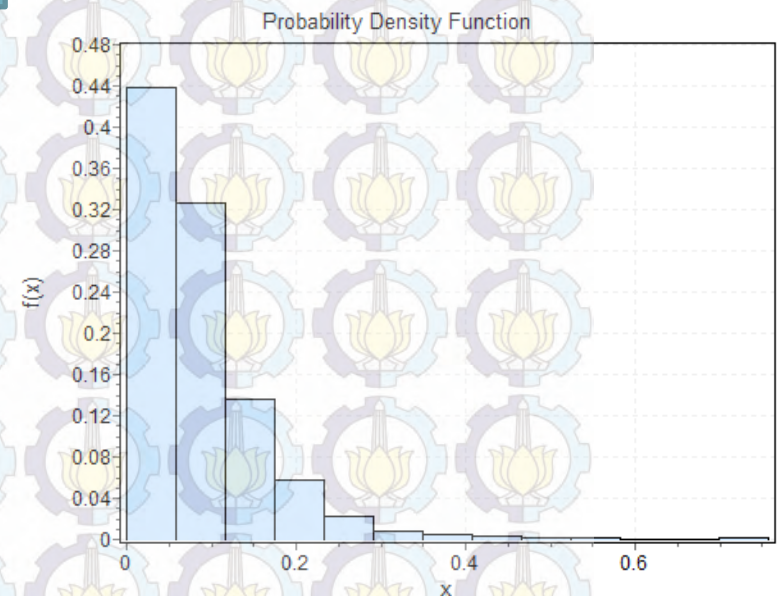


# Pengujian Goodness of Fit

## Pengujian Atribut Progoroc

Distribusi Geometric  $\alpha = 0.1743$  dan  $\beta = 0.4981$

$Z = 0.03224 > Z_{\text{tabel}} 0.01921$

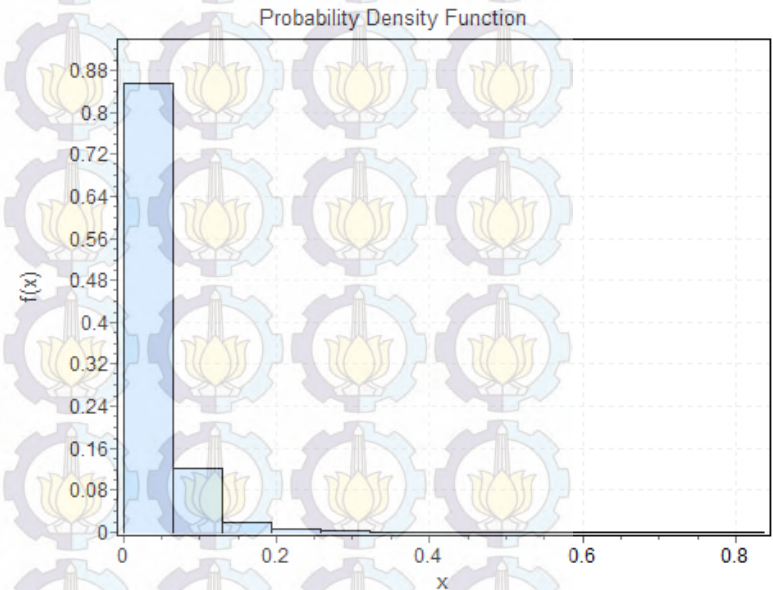


# Pengujian Goodness of Fit

## Pengujian Atribut Prorest

Distribusi Weibull  $\alpha = 1.1587$  dan  
 $\beta = 0.0429$

$Z=0.147$ ,  $> Z$  tabel  $0.01921$



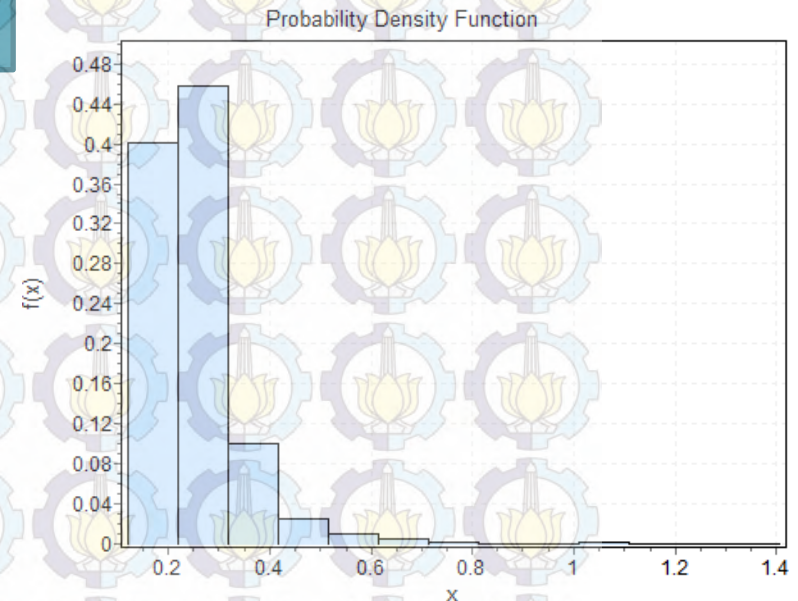


# Pengujian Goodness of Fit

## Pengujian Atribut Prohous

Distribusi Geometric  $\alpha = 0.1743$  dan  
 $\beta = 0.4981$

$Z=0.03224 > Z \text{ tabel } 0.01921$



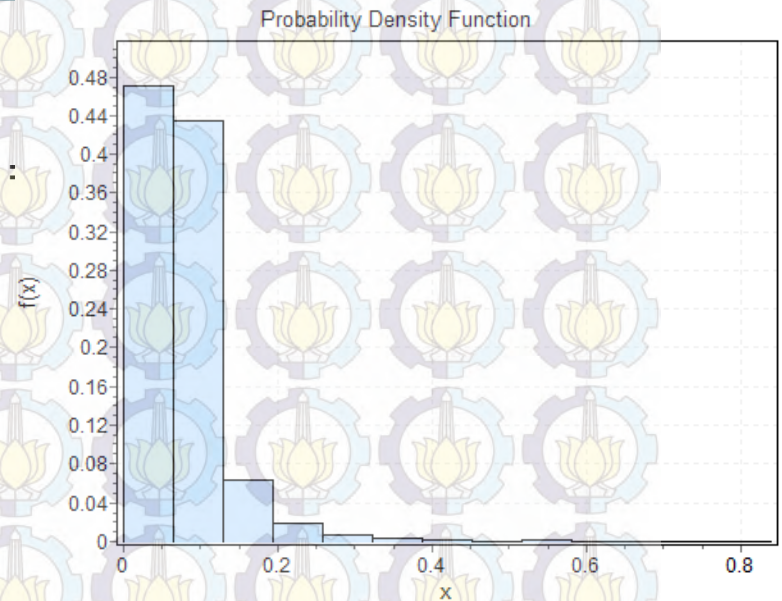


# Pengujian Goodness of Fit

## Pengujian Atribut Proutil

Distribusi Gamma  $\alpha = 3.4861$  dan  $\beta :$   
0.0223

$Z=0.0683 > Z \text{ tabel } 0.01921$

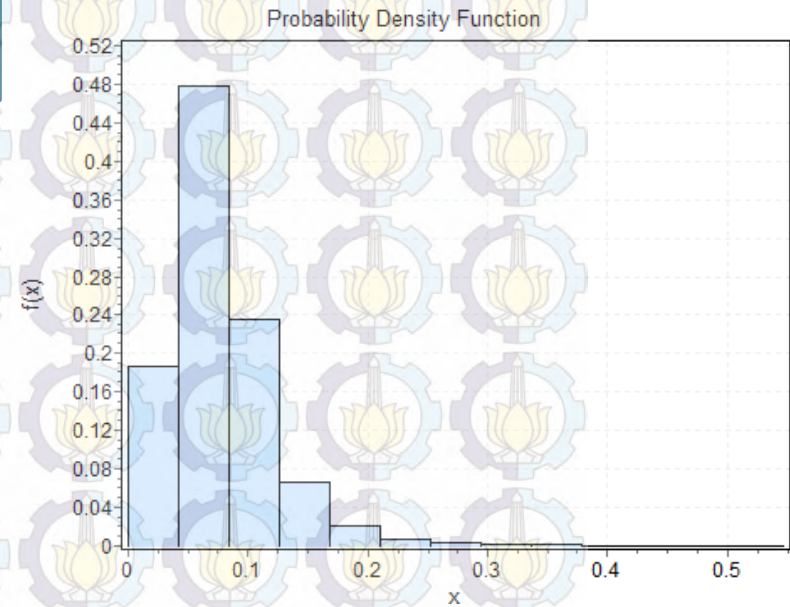


# Pengujian Goodness of Fit

## Pengujian Atribut Proauto

Lognormal  
 $s = 0.02643$  dan  $m = 0.07238$

$Z = 0.10464 > Z_{\text{tabel}} 0.01921$





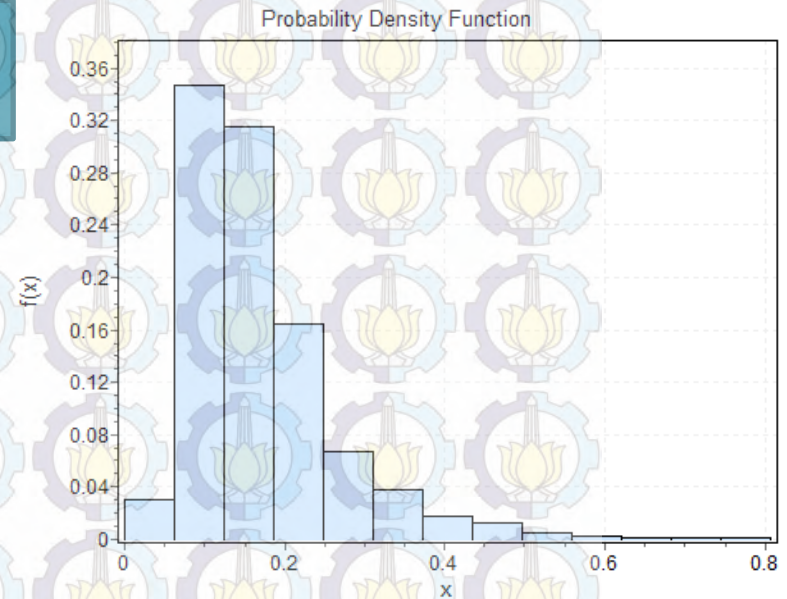
# Pengujian Goodness of Fit

## Pengujian Atribut Procloth

Logistic

$\sigma = 0.02643$  dan  $m = 0.07238$

$Z = 0.1161 > Z_{\text{tabel}} 0.01921$





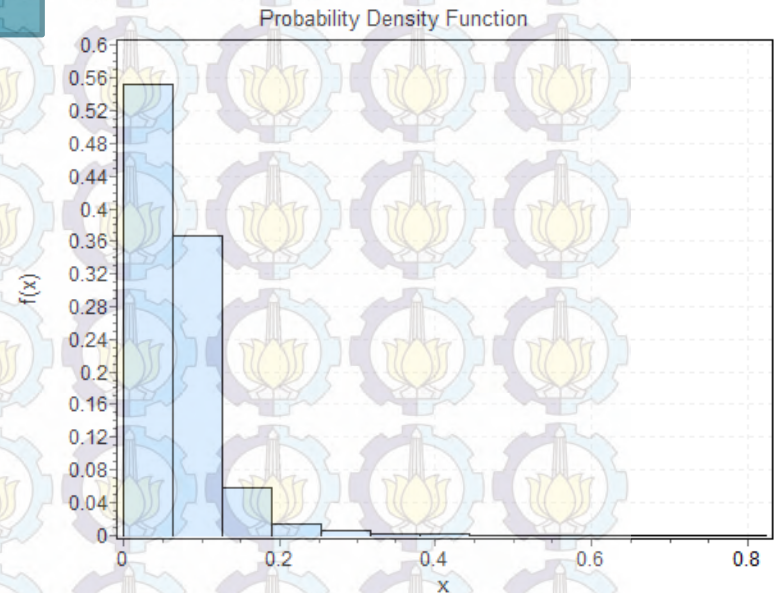
# Pengujian Goodness of Fit

## Pengujian Atribut Proent

Gamma

$\alpha=3.1557$  dan  $\beta=0.02218$

$Z=0.0599 > Z \text{ tabel } 0.01921$



# Pembagian kategorisasi data

no	Variabel	Tipe data	Kategori 1 (0)	Kategori 2 (1)	Kategori 3 (2)
1	Age	Integer	<32	32-48	48>
2	Gender	Binary	wanita	pria	
3	Marital	Categorical	Belum Menikah	Bercerai	Menikah
4	Dependents	Integer	0	1	1>
5	Income	Continuous	<34.000	34.000 – 55.000	50.000 >
6	YrJob	Integer	<5	5 - 10	10>
7	YrTown	Integer	<1	1 - 5	5>
8	YrEd	Integer	<12	12 - 15	15>
9	DrivLic	Binary	Tidak	Ya	
10	OwnHome	Binary	Tidak	Ya	
11	CredC	Integer	0	1	1>
12	Churn	Integer	0	1	1>



# Agenda

Pendahuluan

Perancangan  
perangkat lunak

Uji Coba

Kesimpulan & Saran



# Skenario Uji Coba

Uji coba

Melakukan proses pembangkitan data  
dan klasifikasi dengan jumlah perulangan yang  
berbeda

1. Perulangan sebanyak 50 kali

1. Perulangan sebanyak 200 kali

2. Perulangan sebanyak 100 kali

1. Perulangan sebanyak 500 kali

## I. Perulangan sebanyak 50 kali

No	Kelas	Akurasi(%)		
		Maksimum	Minimum	Rata-rata
1	Progroc	56.7	49.8	53.712
2	Prorest	57.3	49.8	53.896
3	Prohous	57.4	49.2	53.992
4	Proutil	57.6	51.6	54.042
5	Proauto	54.4	44.6	49.986
6	Proclot	56.3	49.3	53.618
7	Proent	58	51.9	54.414



## 2. Perulangan sebanyak 100 kali

No	Kelas	Akurasi(%)		
		Maksimum	Minimum	Rata-rata
1	Progroc	58.6	49.7	54.064
2	Prorest	57.3	50.3	54.028
3	Prohous	57.3	49.7	54.055
4	Proutil	57.7	50.4	54.32
5	Proauto	54.7	46.	50.133
6	Proclot	56.4	49.8	53.242
7	Proent	57.9	48.8	54.014



## I. Perulangan sebanyak 200 kali

No	Kelas	Akurasi(%)		
		Maksimum	Minimum	Rata-rata
1	Progroc	57.6	49.6	53.982
2	Prorest	59.3	49.9	53.615
3	Prohous	59.3	50	54.125
4	Proutil	57.4	49.3	54.229
5	Proauto	56.9	45.3	50.106
6	Proclot	57.6	49.1	53.225
7	Proent	59.2	48.8	54.317

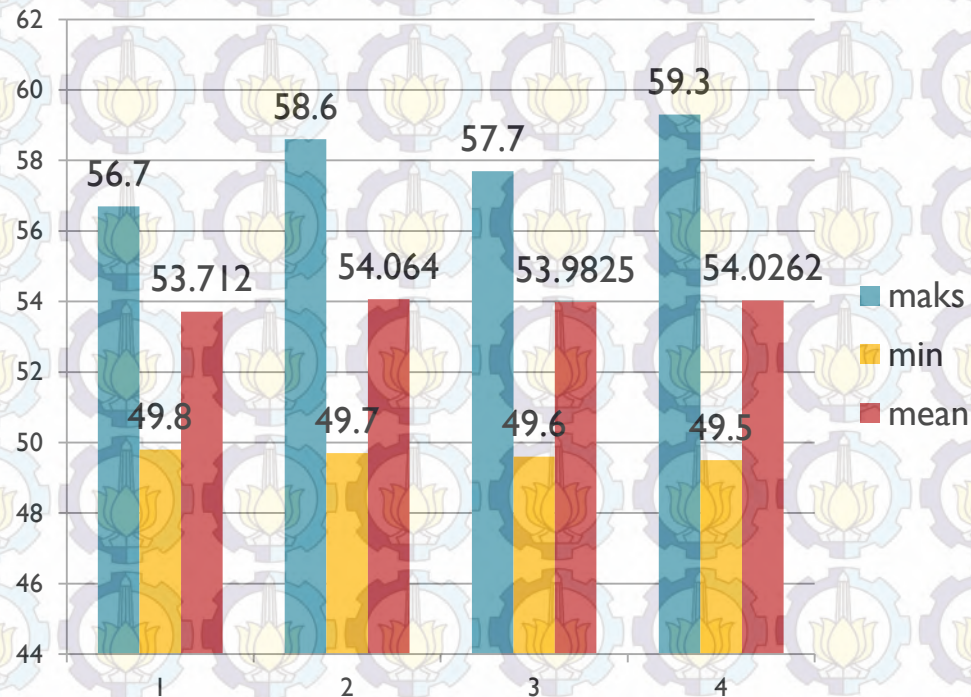
I. Perulangan sebanyak 500 kali

No	Kelas	Akurasi(%)		
		Maksimum	Minimum	Rata-rata
1	Progroc	59.3	49.5	54.026
2	Prorest	58.2	48.3	53.508
3	Prohous	59	48.8	53.988
4	Proutil	58.4	49	54.082
5	Proauto	54.9	45.6	50.104
6	Procloth	57.8	48.7	53.398
7	Proent	59.6	49.7	54.326



# Perbandingan Uji antar kelas

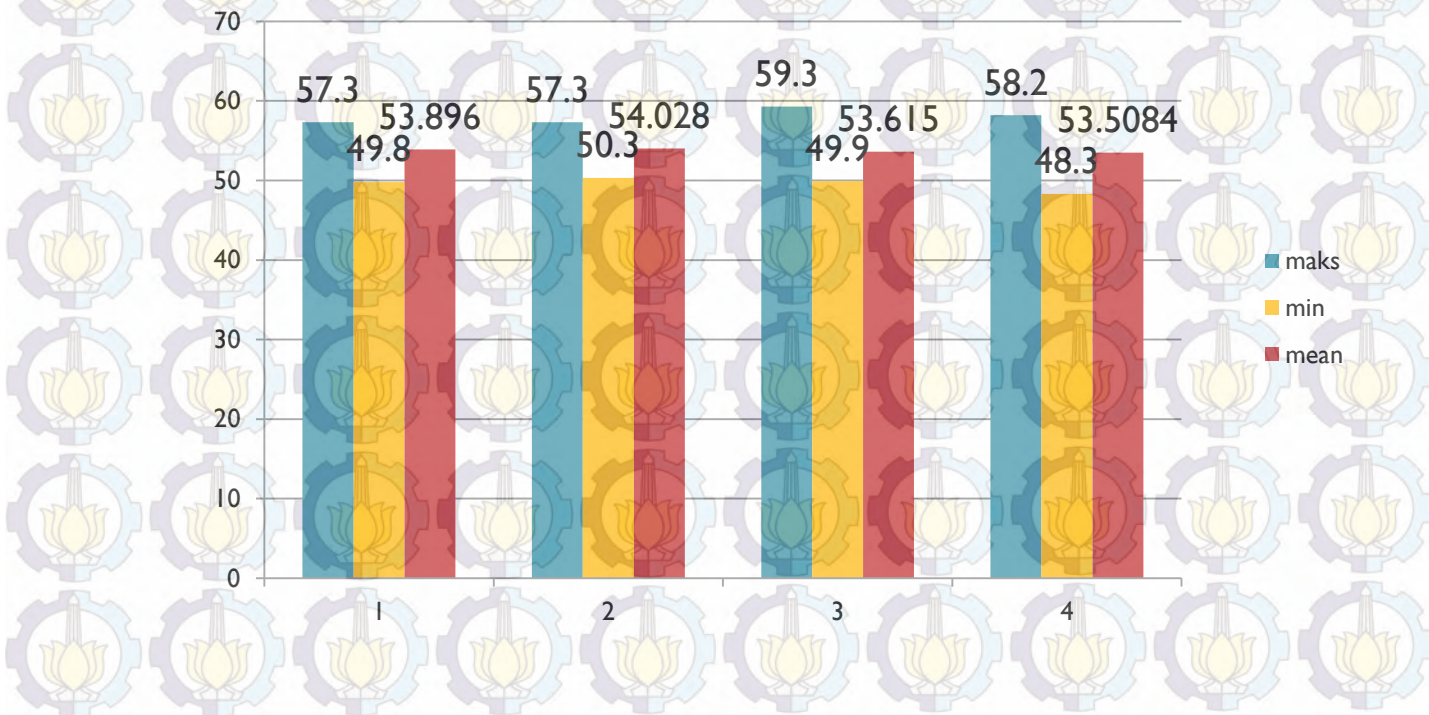
## I. Kelas Progroc





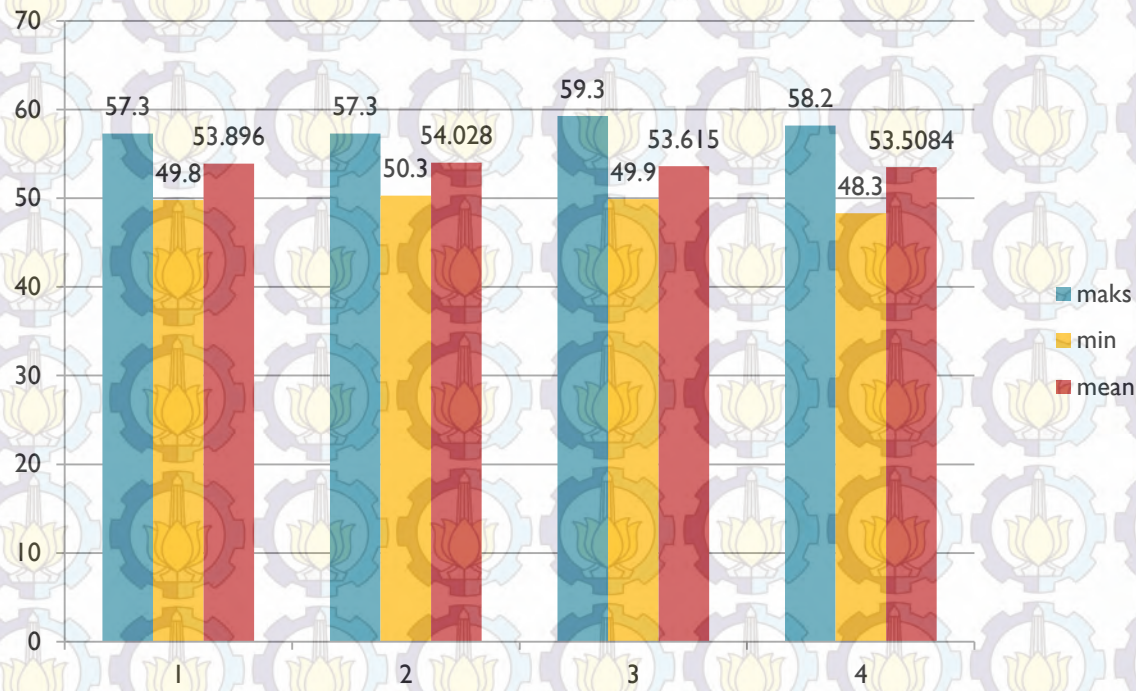
# Perbandingan Uji antar kelas

## 2. Kelas Prorest



# Perbandingan Uji antar kelas

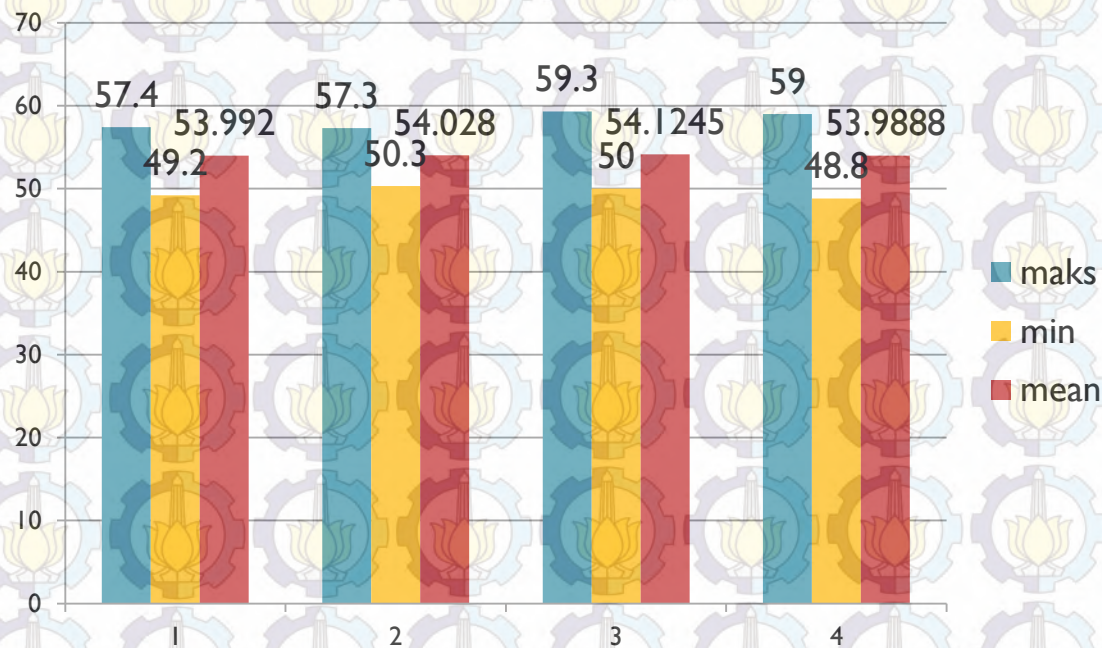
## 3. Kelas Prohouse





# Perbandingan Uji antar kelas

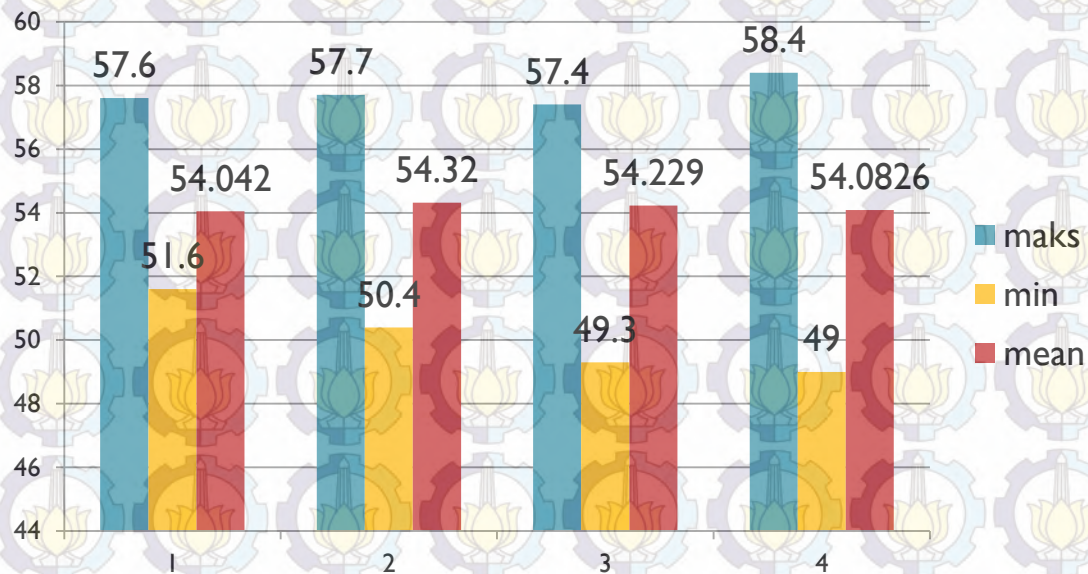
## 4. Kelas Proutil





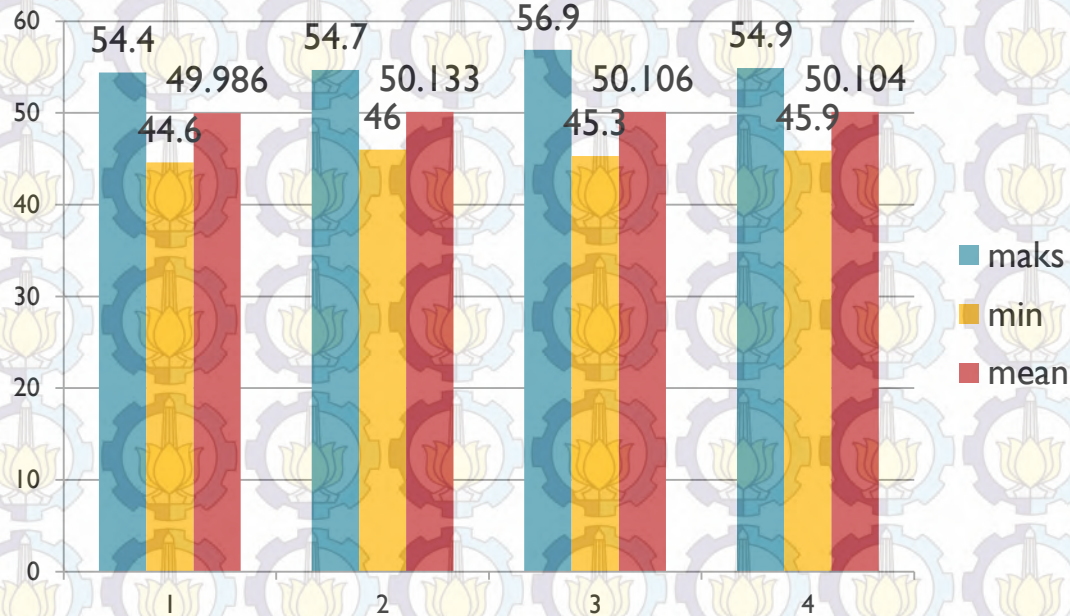
# Perbandingan Uji antar kelas

## 5. Kelas Proauto



# Perbandingan Uji antar kelas

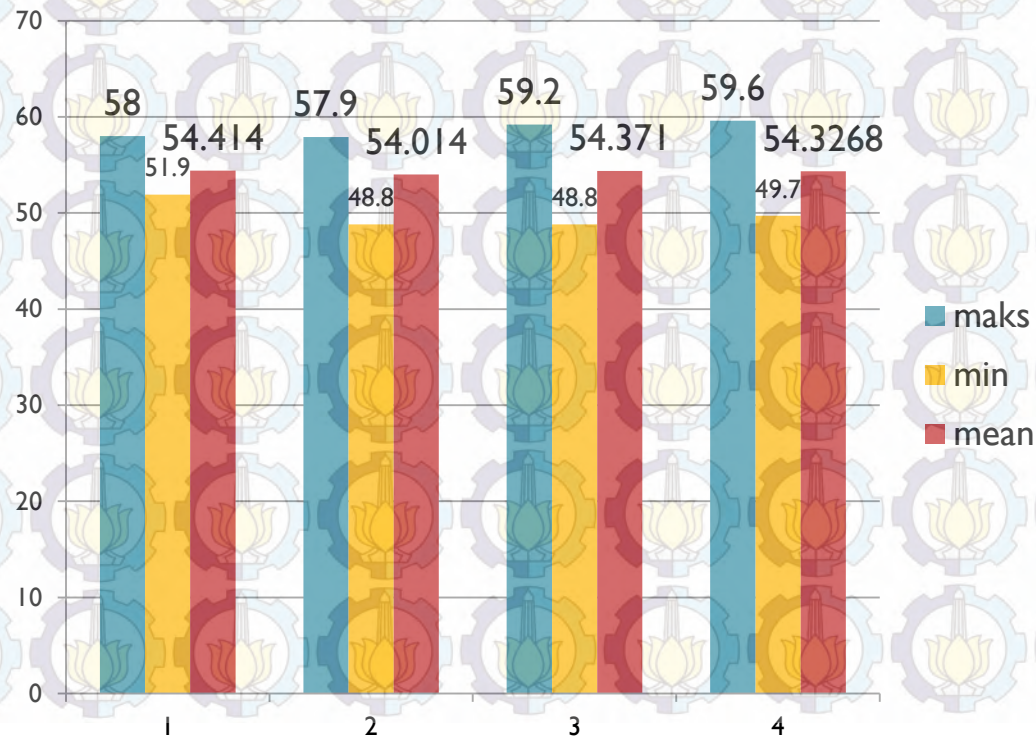
## 6. Kelas Procloth





# Perbandingan Uji antar kelas

## 7. Kelas Proent





# Agenda

Pendahuluan

Perancangan  
Perangkat Lunak

Uji Coba

Kesimpulan & Saran

# Kesimpulan

1

Simulasi Monte Carlo terbukti dapat digunakan untuk pembangkitan data pengguna dan pembelanjaan kartu kredit

2

nilai akurasi tertinggi 59.6% - kelas proent –  
skenario 4  
Nilai akurasi terendah 46.6% -kelas procloth –  
skenario 1

3


Jumlah iterasi tidak mempengaruhi hasil rata-rata klasifikasi, namun relatif mempengaruhi nilai minimum maksimum akurasi



# Saran

Perlunya analisis lebih lanjut untuk memperbaiki kinerja klasifikasi





**SEKUTANYA JAWAB  
TERIMA KASIH**